



**UNIVERSIDAD DE  
CONCEPCIÓN**  
Facultad de Ciencias Químicas  
Departamento Ciencias de la Tierra



**IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO EN GOOGLE EARTH  
ENGINE PARA LA DETECCIÓN Y CARACTERIZACIÓN DE  
ANOMALÍAS TÉRMICAS EN LOS VOLCANES VILLARRICA Y  
NEVADOS DE CHILLÁN UTILIZANDO DATOS DE ALTA  
RESOLUCIÓN ESPACIAL DE SENTINEL-2 Y LANDSAT-8**

**Memoria para optar al Título de Geóloga**

**Isabela Carolina Parra Henríquez**

**Profesor Guía** : Dr. José Luis Palma Lizana  
**Profesores Comisión** : Dr. Osvaldo González Maurel  
Dr. Jorge Quezada Flory

**Concepción, 2025**



## ÍNDICE

<b>RESUMEN.....</b>	<b>IX</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....</b>	<b>1</b>
<b>1.2. OBJETIVOS .....</b>	<b>4</b>
1.2.1. OBJETIVO GENERAL .....	4
1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	4
<b>1.3. VOLCANES DE ESTUDIO .....</b>	<b>4</b>
1.3.1. NEVADOS DE CHILLÁN.....	4
1.3.2. VILLARRICA .....	5
<b>1.4. TRABAJOS ANTERIORES.....</b>	<b>6</b>
<b>1.5. AGRADECIMIENTOS.....</b>	<b>6</b>
<b>2. MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>8</b>
<b>2.1. MANIFESTACIONES TÉRMICAS DE ACTIVIDAD VOLCÁNICA.....</b>	<b>8</b>
<b>2.2. ANOMALÍAS TERMALES Y HOTSPOTS.....</b>	<b>8</b>
<b>2.3. PRINCIPIOS FÍSICOS DE LA TELEDETECCIÓN .....</b>	<b>9</b>
2.3.1. RADIANCIA ESPECTRAL .....	9
2.3.2. EMISIVIDAD .....	10
2.3.3. EFECTOS ATMOSFÉRICOS .....	10
<b>2.4. TEMPERATURA DE BRILLO Y TEMPERATURA DE LA SUPERFICIE.....</b>	<b>11</b>
<b>2.5. EL PROBLEMA DEL PÍXEL MEZCLADO TÉRMICAMENTE.....</b>	<b>12</b>
2.5.1. MÉTODO DE DOBLE BANDA (DOZIER, 1980).....	13
2.5.1.1. Uso en características volcánicas.....	14
<b>2.6. MISIONES SATELITALES .....</b>	<b>15</b>
2.6.1. RESOLUCIÓN ESPACIAL, TEMPORAL Y ESPECTRAL.....	15

2.6.2.	SISTEMAS SATELITALES DE MONITOREO PARA LA ACTIVIDAD VOLCÁNICA.....	16
<b>2.7.</b>	<b>TRABAJOS RELEVANTES .....</b>	<b>17</b>
2.7.1.	GRAY <i>ET AL.</i> (2019) .....	17
2.7.2.	GENZANO <i>ET AL.</i> (2020) - NHI.....	17
2.7.3.	COPPOLA <i>ET AL.</i> (2016) - MIROVA .....	19
2.7.4.	MASSIMETTI <i>ET AL.</i> (2020) – ÍNDICE TERMAL.....	20
<b>2.8.</b>	<b>PROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES.....</b>	<b>21</b>
2.8.1.	GOOGLE EARTH ENGINE.....	22
2.8.2.	GOOGLE COLAB .....	24
<b>2.9.</b>	<b>CONTEXTO DE VOLCANES EN ESTUDIO .....</b>	<b>24</b>
2.9.1.	VILLARRICA .....	24
2.9.2.	NEVADOS DE CHILLÁN.....	25
<b>3.</b>	<b>METODOLOGÍA Y MATERIALES.....</b>	<b>26</b>
<b>3.1.</b>	<b>MISIONES SATELITALES UTILIZADAS .....</b>	<b>26</b>
3.1.1.	LANDSAT-8.....	26
3.1.2.	SENTINEL-2.....	27
<b>3.2.</b>	<b>DESCRIPCIÓN DEL PROCESO.....</b>	<b>28</b>
3.2.1.	GENERALIDADES.....	28
3.2.2.	DESARROLLO DEL ALGORITMO EN GEE .....	28
<b>3.2.2.1.</b>	<b>Preparación de colecciones de imágenes.....</b>	<b>28</b>
3.2.2.1.1.	Filtrado.....	29
3.2.2.1.2.	Cálculo de porcentaje de nubosidad en el área de interés.....	29
3.2.2.1.3.	Cálculo de parámetros .....	30
3.2.2.1.4.	Detección de anomalías térmicas con el algoritmo NHI .....	31

<b>3.2.2.2. Procesamiento de datos .....</b>	<b>32</b>
3.2.3.    MÉTODO DE DOBLE BANDA .....	32
3.2.4.    CORRECCIÓN DE ARTEFACTOS EN SENTINEL 2.....	33
3.2.5.    CONDICIONES DE FILTRADO Y PARÁMETROS ESPECÍFICOS .....	34
<b>3.2.5.1. Vn. Villarrica.....</b>	<b>34</b>
<b>3.2.5.2. Vn. Nevados de Chillán .....</b>	<b>35</b>
3.2.6.    REGISTROS SUPERFICIALES Y SÍSMICOS .....	35
<b>4.    RESULTADOS .....</b>	<b>36</b>
<b>4.1. DETECCIÓN DE ANOMALÍAS: PATRONES OBSERVADOS Y AJUSTES METODOLÓGICOS .....</b>	<b>36</b>
4.1.1.    PROBLEMA DE EXCLUSIÓN DE PÍXELES CENTRALES .....	36
4.1.2.    ARTEFACTOS ÓPTICOS .....	38
<b>4.2. VN. VILLARRICA.....</b>	<b>39</b>
4.2.1.    SERIES DE TIEMPO.....	39
4.2.2.    FUENTES EXTERNAS.....	42
4.2.3.    COMPARACIÓN.....	43
<b>4.3. NEVADOS DE CHILLÁN.....</b>	<b>44</b>
4.3.1.    SERIES DE TIEMPO.....	44
4.3.2.    DOBLE BANDA.....	47
4.3.3.    FUENTES EXTERNAS.....	49
4.3.4.    COMPARACIÓN .....	51
<b>5.    DISCUSIÓN .....</b>	<b>53</b>
<b>5.1. EFECTIVIDAD DEL ALGORITMO.....</b>	<b>53</b>
5.1.1.    VN. VILLARRICA .....	53
5.1.2.    VN. NEVADOS DE CHILLÁN.....	54
<b>5.2. CORRELACIÓN CON PARÁMETROS SÍSMICOS Y SUPERFICIALES.....</b>	<b>55</b>

<b>5.3. LÍMITES DE DETECCIÓN .....</b>	<b>56</b>
5.3.1. FACTORES .....	56
5.3.2. RELACIÓN CON CARACTERÍSTICAS VOLCÁNICAS .....	58
5.3.3. IMPLICANCIAS.....	59
<b>5.4. IMPORTANCIA DEL REGISTRO MULTIPARAMÉTRICO EN EL MONITOREO VOLCÁNICO.....</b>	<b>60</b>
<b>5.5. INCERTIDUMBRES .....</b>	<b>61</b>
<b>6. CONCLUSIÓN .....</b>	<b>63</b>
<b>7. REFERENCIAS.....</b>	<b>66</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>70</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura</b>	<b>Página</b>
1. Rangos del espectro electromagnético cubiertos por diversas aplicaciones volcanológicas .....	2
2. Mapa de ubicación volcanes en estudio .....	5
3. Manifestaciones térmicas de procesos volcánicos .....	8
4. Relación entre las emisiones radiantes espectrales y la temperatura de la superficie .....	9
5. Variación de la emisividad con la longitud de onda .....	10
6. Variación de la transmisividad atmosférica con la longitud de onda .....	11
7. Procesos físicos que afectan la radiancia espectral emitida por la superficie .....	12
8. El problema del píxel mezclado .....	13
9. Solución de doble banda .....	14
10. Ancho de barrido y relación entre resoluciones .....	15
11. Versiones de la herramienta NHI .....	18
12. Algoritmo desarrollado por Massimetti <i>et al.</i> (2020) .....	21
13. Adquisición de imágenes digitales .....	22
14. Objetos comunes en GEE .....	23
15. Diagrama de flujo preprocesamiento de colecciones de imágenes en GEE .....	28
16. Superposición de cuadrículas en el Vn. Villarrica .....	29
17. Diagrama de flujo cálculo de porcentaje de nubosidad en el área de interés.....	30
18. Diagrama de flujo detección de píxeles anómalos .....	32
19. Diagrama de flujo método doble banda .....	33
20. Diagrama de flujo eliminación de artefactos .....	33
21. Punto y áreas de interés definida para cada volcán .....	34
22. Funciones de mapeo .....	36

23.	Exclusión de píxeles en el centro de la anomalía y perfiles de radiancia .....	37
24.	Diagrama de dispersión de píxeles con saturación radiométrica y sobresaturación en relación con zonas NHI en L8 .....	38
25.	Método estadístico aplicado en una imagen S2 del Vn. Villarrica .....	39
26.	Evolución temporal de <i>hotspots</i> en el Vn. Villarrica obtenida con el algoritmo NHI .....	40
27.	Mapeo de secuencia temporal de anomalías térmicas en el cráter del Vn. Villarrica .....	41
28.	Registro de parámetros superficiales y sísmicos del Vn. Villarrica .....	42
29.	Evolución temporal de <i>hotspots</i> en el Vn. Nevados de Chillán obtenida con el algoritmo NHI .....	45
30.	Mapeo de secuencia temporal de anomalías térmicas en el cráter del Vn. NCh	46
31.	Gráfico doble banda para imagen S2 .....	47
32.	Gráfico doble banda para imagen S2 .....	47
33.	Solución de doble banda para colada de lava .....	49
34.	Sismicidad y actividad superficial en NCh durante la fase magmática .....	50
35.	Registro de anomalías térmicas nocturnas detectadas por MIROVA en el Vn. NCh .....	50
36.	Mapeo de detecciones con el algoritmo .....	52
37.	Longitud de onda versus radiancia para superficies con diferentes características térmicas .....	57

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla</b>		<b>Página</b>
1.	Propiedades bandas Landsat 8 .....	26
2.	Propiedades de bandas Sentinel 2 .....	27
3.	Soluciones del método de doble banda encontradas en NCh .....	48

## ÍNDICE DE ANEXOS

<b>Anexo</b>		<b>Página</b>
1.	Ubicación y transmisividades de las siete principales ventanas atmosféricas ....	70
2.	Pruebas de nubosidad .....	71
3.	Resumen de las funciones creadas, con los objetos/parámetros de entrada y salida .....	74
4.	Cálculo de parámetros en Vn. Villarrica considerado un AOI cuadrada de 5x5 km .....	76
5.	Secuencia de imágenes en Vn. Villarrica de anomalías NHI para todo el período analizado .....	77
6.	Mapeo incorrecto de zonas de T° en el Vn. Villarrica debido a saturación .....	78
7.	Observaciones lago de lava reportadas en los RAV para el Vn. Villarrica .....	79
8.	Cálculo de parámetros en Vn. Nevados de Chillán considerado un AOI cuadrada de 5x5 km .....	81

9. Secuencia de imágenes en Vn. Nevados de Chillán de anomalías NHI para todo el período analizado .....	82
10. Lista completa de análisis doble banda en Nevados de Chillán .....	83
11. Observaciones relevantes en RAV para el Vn. NCh .....	85
12. Identificación de episodios de construcción-destrucción por Cardona <i>et al.</i> (2021) .....	86
13. Impacto de eliminar condición de radiancia en la detección de píxeles de intensidad extrema .....	87

## RESUMEN

El monitoreo de volcanes activos es esencial para la gestión del riesgo y el análisis de procesos eruptivos. La detección de anomalías térmicas mediante sensores infrarrojos satelitales permite identificar variaciones térmicas en zonas remotas y constituye un valioso complemento a las observaciones terrestres. Aunque factores como la resolución espacial y temporal, las condiciones atmosféricas o las características del objetivo pueden limitar la detección, el uso combinado de sensores con diferentes propiedades permite mejorar la cobertura y precisión de las mediciones.

Los datos de alta resolución temporal y baja resolución espacial han sido base de muchos sistemas de monitoreo térmico. Sin embargo, algunas anomalías solo pueden ser detectadas por sensores de alta resolución espacial, y estudios recientes han demostrado la efectividad de las bandas SWIR para detectar anomalías térmicas de alta temperatura.

Este trabajo detalla la construcción de un sistema automatizado de alta resolución para el monitoreo térmico volcánico, que puede complementar otras técnicas empleadas actualmente en Chile. Se desarrolló un algoritmo en Google Earth Engine (GEE) para la detección, mapeo y caracterización de anomalías térmicas a partir de datos sobre la atmósfera en imágenes satelitales de Landsat-8 y Sentinel-2, y su integración en series temporales. Este enfoque permite registrar datos de forma sistemática, facilitando el análisis de tendencias térmicas y la investigación de procesos eruptivos. El algoritmo hace uso del *Normalized Hotspot Indices* (NHI) para detectar anomalías térmicas y cuantifica las radiancias y temperaturas de los píxeles detectados. Paralelamente, en Google Colab, se implementó computacionalmente el método de doble banda, que permite descomponer los componentes dentro de un píxel mixto y estimar la fracción de área caliente y su temperatura.

El algoritmo fue aplicado a los volcanes Villarrica y Nevados de Chillán para evaluar su efectividad en distintos episodios magmáticos. Las series temporales obtenidas muestran una buena correlación con registros superficiales y sísmicos, lo que sugiere su potencial para detectar eventos de extrusión de lava y/o fluctuaciones en su nivel. Además, se logró un mapeo detallado de las características volcánicas, identificando con precisión los focos de emisión, lo que representa una ventaja respecto a datos de baja resolución espacial. No obstante, se identificaron limitaciones asociadas a la saturación del sensor y consecuente presencia de artefactos en emisiones térmicas intensas, y a la subestimación de anomalías en presencia de nubes.

Estos hallazgos resaltan la importancia de combinar diferentes métodos dentro de GEE, permitiendo integrar análisis cuantitativos y cualitativos para mejorar la interpretación de los datos. Asimismo, evidencian la necesidad de complementar datos de múltiples misiones satelitales y registros multiparamétricos para una caracterización más robusta de la actividad volcánica.



# 1. INTRODUCCIÓN

## 1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Los volcanes producen múltiples peligros, cuyas características dependen del volcán, la composición del magma y el estilo e intensidad de la erupción en un momento dado, pudiendo causar una amplia gama de impactos distribuidos en áreas pequeñas a grandes. Para mitigar dichos impactos, los peligros deben ser reconocidos y considerados (Brown *et al.*, 2015).

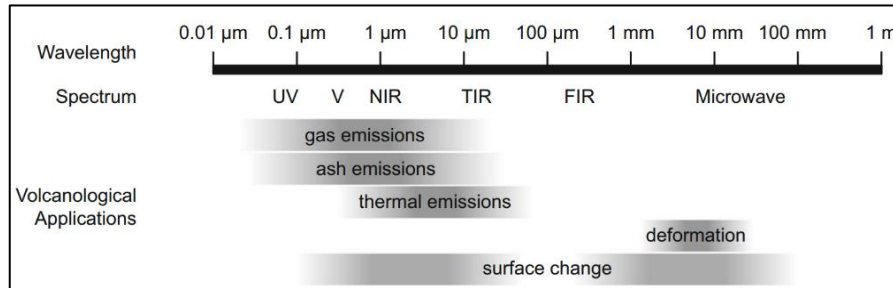
La volcanología es fundamentalmente una ciencia observacional. Se cartografían depósitos de erupciones pasadas para determinar el comportamiento potencial futuro, se evalúan las composiciones de magma y volátiles para comprender las condiciones magmáticas subsuperficiales, y se miden las manifestaciones superficiales de procesos que ocurren en profundidad (Poland *et al.*, 2020). A diferencia de otros peligros naturales, las erupciones volcánicas suelen estar precedidas por días a meses de actividad (Brown *et al.*, 2015). Detectar y reconocer las señales de advertencia proporciona el mejor medio para anticipar, planificar y mitigar posibles desastres.

Brown *et al.* (2015) estimaron que hasta el 45% de los volcanes históricamente activos no están monitoreados, sin embargo, casi 30 millones de personas viven a menos de 10 km de un volcán históricamente activo. Incluso en ausencia de centros poblados cercanos, los volcanes en áreas remotas pueden representar un peligro significativo para la aviación.

El monitoreo eficaz y los sistemas de alerta integrados y efectivos son fundamentales para proteger a los ciudadanos y los bienes afectados por las erupciones volcánicas, así como para aumentar la resiliencia en las comunidades que conviven con volcanes. Sin embargo, los recursos e infraestructuras necesarios para realizar el monitoreo terrestre de un volcán, especialmente aquellos ubicados en áreas remotas del planeta, son extremos. Los métodos basados en el espacio proporcionan una solución para enfrentar esta limitación.

La teledetección es el uso de sensores de radiación electromagnética para registrar datos del entorno que pueden interpretarse para obtener información útil (Harris, 2013). Los satélites ofrecen vistas sinópticas de la Tierra en una variedad de resoluciones espaciales, temporales y espectrales, y a través de un rango de frecuencias electromagnéticas (Figura 1). Sus sensores pueden captar diferentes longitudes de onda del espectro gracias a su capacidad para operar en distintos canales o bandas, cada una abarcando un rango específico. De esta forma, proporcionan una gran cantidad

de observaciones que son de valor crítico para la volcanología, especialmente cuando se consideran de manera integral en lugar de como conjuntos de datos independientes (Poland *et al.*, 2020).



**Figura 1. Rangos del espectro electromagnético cubiertos por diversas aplicaciones volcánicas.** UV: ultravioleta, V: visible, NIR: infrarrojo cercano, TIR: infrarrojo térmico, FIR: infrarrojo lejano. Extraído de Poland *et al.* (2020).

Los generadores de imágenes de teledetección infrarroja han sido comunes en los satélites en órbita desde principios de la década de 1960, pero no fue hasta 1968 que muchos sistemas estadounidenses fueron desclasificados y su información se hizo pública. Desde ese período, ha habido un monitoreo infrarrojo continuo de la Tierra desde el espacio (Blackett, 2017).

En su aplicación a la actividad volcánica, la principal ventaja de la teledetección infrarroja, en contraposición a la teledetección en la porción visual del espectro, es que detecta las emisiones electromagnéticas de las superficies volcánicas calientes mismas, las cuales son función de la temperatura ( $T^\circ$ ) y la emisividad de la superficie, en lugar de detectar radiación simplemente reflejada desde la superficie. La actividad observada y expresada en la firma térmica puede ser un flujo de lava, un lago de lava activo o más sutil, como una superficie de desgasificación o un cráter-lago cálido (Blackett, 2017).

Un aspecto fundamental en el análisis de imágenes satelitales es la resolución, tanto espacial como temporal, inversamente relacionadas entre sí. La resolución espacial se refiere al área en la superficie terrestre que es captada por un píxel, mientras que la temporal es la regularidad con la que un punto en la superficie terrestre puede ser captado.

Los datos de baja resolución espacial (~1 km) se pueden adquirir con un mayor ancho de barrido, lo que permite una cobertura global de alta frecuencia. Por ejemplo, los datos MODIS/VIIRS/AVHRR generalmente se adquieren con una frecuencia temporal de una vez cada 12 horas por sensor. En cambio, los sensores de alta resolución espacial (30 m), como los que

llevan a bordo la serie Landsat y Terra ASTER, tienen anchos de barrido más estrechos, por lo que proporcionan cobertura global completa solo aproximadamente una vez cada 16 días.

Debido a la relevancia de la continuidad en el monitoreo, los datos de baja resolución espacial y alta resolución temporal han formado la base de casi todos los sistemas de monitoreo térmico satelital (por ejemplo, MODVOLC, MODLEN, MIROVA, HOTVOLC). Sin embargo, algunas anomalías solo pueden ser detectadas por sensores de alta resolución espacial (Poland *et al.*, 2020).

La importancia de la resolución espacial radica en que la radiancia registrada para un píxel es un promedio de toda el área captada, con señales de varias componentes combinadas en un valor integrado por píxel (Harris, 2013). Esto implica que cuando se utilizan píxeles grandes para analizar características volcánicas, su señal se mezcla con la de otros componentes menos radiantes, disminuyendo la intensidad de radiancia detectada. De esta forma, a mayor resolución espacial, se tiene mayor nivel de precisión y detalle. Sumado a esto, existen métodos de desmezcla (*unmixing*) que permiten separar las contribuciones de diferentes materiales en un píxel, como áreas calientes y frías. La integración de esos enfoques posibilita un análisis altamente detallado de las características térmicas.

Para calcular la  $T^{\circ}$  en imágenes satelitales, generalmente se utilizan las bandas del TIR. Sin embargo, una complicación es que todos los componentes de la superficie terrestre producen emisiones radiantes detectables en las porciones MIR y TIR del espectro, y estas señales deben ser eliminadas si se quiere cuantificar con precisión aquellas atribuibles al vulcanismo activo (Blackett, 2017). En contraste, la radiación en el SWIR solo es emitida en cantidades detectables desde superficies muy calientes, y estudios recientes han demostrado la efectividad de las bandas SWIR para detectar anomalías térmicas de alta  $T^{\circ}$ .

Landsat-8 (L8) y Sentinel-2 (S2) son dos misiones satelitales que proporcionan imágenes de alta resolución espacial y espectral. Lanzados en 2013 y 2015, respectivamente, han sido utilizadas en el desarrollo de algoritmos de detección. L8, equipado con el *Operational Land Imager* (OLI) y el *Thermal Infrared Sensor* (TIRS), ofrece una resolución espacial de 30 m para la mayoría de sus bandas espectrales, que abarcan desde el visible hasta el NIR y el SWIR, con una resolución adicional de 100 m para el TIR. Por otro lado, S2, con su *Multispectral Instrument* (MSI), proporciona una resolución espacial aún mayor de 10 m en visible y NIR, y de 20 m para el SWIR.

El tiempo de revisita es de 16 días para L8 y de 5 días para S2. Li & Roy (2017) realizaron un análisis estadístico de los intervalos temporales de revisita y encontraron que si se consideran

juntos, se obtiene un promedio de 2,9 días. Este aumento en la frecuencia de observaciones es crucial para maximizar la efectividad del monitoreo.

En este trabajo se implementará un algoritmo para la detección de anomalías térmicas utilizando datos satelitales de L8 y S2 en la plataforma Google Earth Engine (GEE). Se realizarán cálculos de radiancia y  $T^{\circ}$  tanto a nivel de imagen como para colecciones de imágenes, integrando los resultados en series temporales para analizar su evolución.

El algoritmo será aplicado en dos volcanes con distinto comportamiento eruptivo: el Villarrica, que presenta un lago de lava cuasi permanente y actividad estromboliana frecuente, y el Nevados de Chillán, de comportamiento más variable, con alternancia entre actividad efusiva y explosiva. Esto permitirá evaluar su desempeño en diferentes escenarios y condiciones.

Además, se explorarán posibles mejoras, incluyendo la aplicación de un filtro de nubosidad y la implementación de un método de desmezcla de componentes a nivel de píxel.

## **1.2. OBJETIVOS**

### **1.2.1. OBJETIVO GENERAL**

Desarrollar un algoritmo de detección de anomalías térmicas volcánicas utilizando datos de las misiones satelitales Landsat-8 y Sentinel-2 en la plataforma Google Earth Engine, para aplicarlo a los volcanes Villarrica y Nevados de Chillán.

### **1.2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

1. Realizar cálculos de radiancia y temperatura a nivel de píxel en una imagen.
2. Expandir los cálculos a colecciones de imágenes e integrar los resultados en series de tiempo para caracterizar su evolución.
3. Emplear un método de desmezcla para descomponer las señales térmicas de los componentes presentes en un píxel.
4. Implementar un filtro de nubes para minimizar su interferencia en la detección de anomalías térmicas.
5. Aplicar el análisis a los volcanes Villarrica y Nevados de Chillán y comparar los resultados con información de fuentes externas.

## **1.3. VOLCANES DE ESTUDIO**

### **1.3.1. NEVADOS DE CHILLÁN**

El Complejo Volcánico Nevados de Chillán ( $36^{\circ}52'20''$  S/ $71^{\circ}22'40''$  W) se ubica en la región del Ñuble (Figura 2) desde donde surgen numerosos valles que desembocan en dos grandes ríos

principales, siendo el asentamiento más cercano el valle de Las Trancas. Debido al desarrollo de la actividad económica en la zona y su frecuente actividad eruptiva histórica, exhibe un alto riesgo potencial y los principales peligros volcánicos asociados corresponden a lahares, flujos de detritos y coladas de lava.

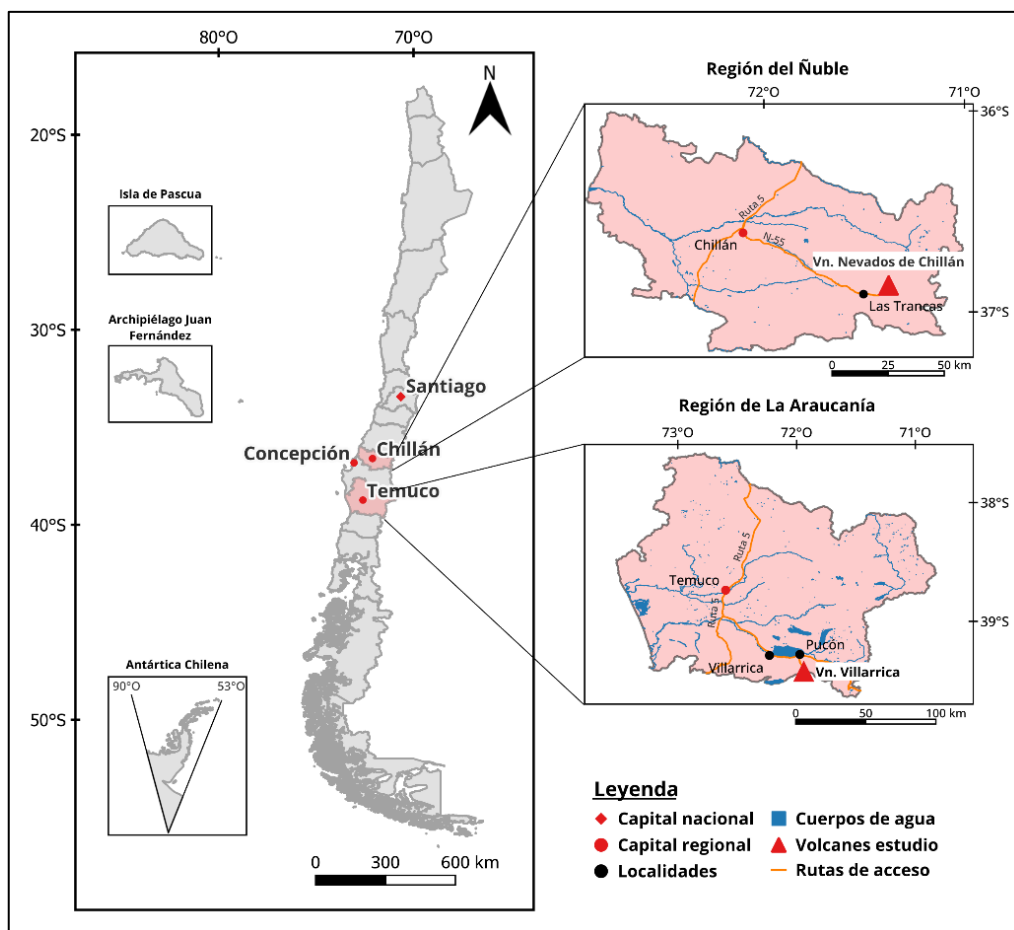


Figura 2. Mapa de ubicación volcanes en estudio.

### 1.3.2. VILLARRICA

Ubicado en la región de La Araucanía, el volcán Villarrica ( $39^{\circ} 25' 12''$  S/ $71^{\circ} 56' 24''$  W) es uno de los volcanes con mayor registro histórico de erupciones de Sudamérica. Posee un cráter abierto de 200 m de diámetro, con fumarola continua y un lago de lava cuasi permanente cuya superficie posee altura variable. El volcán está cubierto por un importante glaciar que se extiende por  $30,3 \text{ km}^2$  con un volumen equivalente en agua de  $\sim 4,2 \text{ km}^3$  (SERNAGEOMIN). El peligro volcánico más recurrente es la formación de lahares y otros flujos, que, al ser encauzados por valles y

quebradas, tienen un elevado potencial de alcance. En sus alrededores se encuentran centros poblados con importante actividad turística, entre los que destaca la ciudad de Pucón.

#### **1.4. TRABAJOS ANTERIORES**

Diversos estudios han desarrollado metodologías para la detección y caracterización de anomalías térmicas, aprovechando las capacidades de diferentes sensores.

A nivel operativo, el sistema MIROVA (Coppola *et al.*, 2016) ha sido ampliamente utilizado para la vigilancia volcánica en tiempo casi real. Sin embargo, al operar con imágenes MODIS de 1 km de resolución, su caracterización de anomalías térmicas se ve limitada en estructuras volcánicas más pequeñas o eventos con emisión térmica baja.

Un enfoque clave para este trabajo es el desarrollado por Genzano *et al.* (2020), el algoritmo *Normalized Hotspot Indices* (NHI). Este permite detectar y caracterizar anomalías en términos de su intensidad en imágenes de L8 y S2.

El trabajo de Harris (2013) es una referencia fundamental. En su libro *Thermal Remote Sensing of Active Volcanoes: A User's Manual*, entrega una recopilación detallada de los principios físicos de la teledetección y la importancia de considerar factores como la emisividad y la influencia atmosférica en las mediciones de temperatura. Además, incluye la descripción de técnicas avanzadas en el procesamiento de imágenes, incluyendo el método de doble banda. Desarrollado por Dozier (1980) este método hace uso de dos bandas espectrales desmezclar los componentes en un píxel.

Gray *et al.* (2019) aprovecharon la alta resolución espacial de Landsat, Sentinel y ASTER para detectar anomalías térmicas de menor escala. Esto, combinado con el análisis de doble banda, permitió resolver la temperatura de un lago de lava, demostrando la relevancia de integrar información multiespectral de alta resolución con metodologías avanzadas de análisis térmico.

#### **1.5. AGRADECIMIENTOS**

Quiero expresar mi agradecimiento a mi profesor guía, José Luis Palma Lizana, por haberme ofrecido la oportunidad de trabajar en este tema y por su orientación a lo largo del proceso. Especialmente, valoro su comprensión y disposición para revisar mi trabajo.

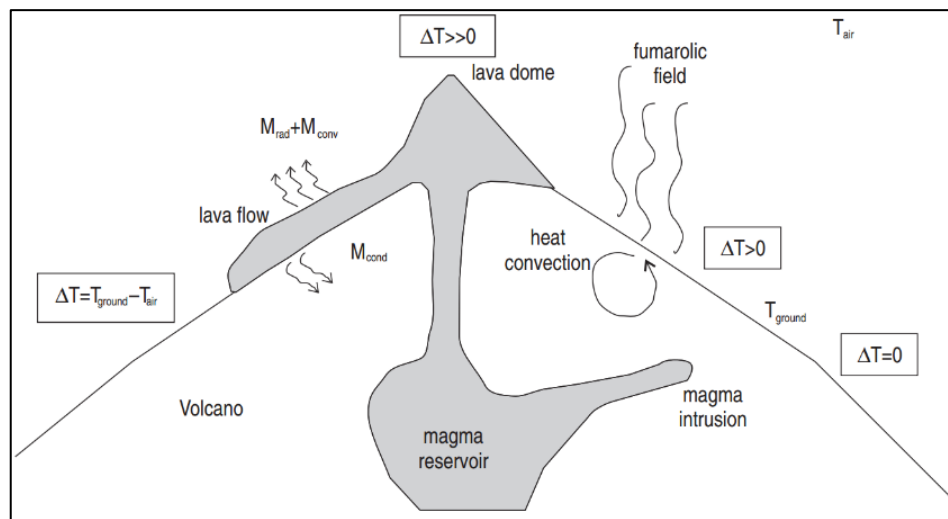
Extiendo mi gratitud a Nicola Genzano, Nicola Pergola y Francesco Marchese por el desarrollo del algoritmo NHI, el cual fue esencial para este estudio, así como por su guía en la implementación de este cuando la solicité.

Agradezco también a Diego Coppola por proporcionarme los datos de MIROVA para el volcán Villarrica y a SERNAGEOMIN por brindarme el registro de parámetros superficiales y sísmicos de este volcán, los cuales me permitieron comparar mis resultados.

## 2. MARCO TEÓRICO

### 2.1. MANIFESTACIONES TÉRMICAS DE ACTIVIDAD VOLCÁNICA

Una temperatura superficial elevada con respecto a la temperatura ambiente del suelo es una manifestación evidente de agitación volcánica (Poland *et al.*, 2020). En su ascenso, intrusión y erupción, el magma pierde calor hacia la corteza terrestre y la atmósfera (Figura 3). En el caso de la efusión, la pérdida de calor se produce por radiación directa desde la superficie de la lava hacia el espacio. En el caso de la intrusión, se traspassa a las rocas circundantes y se pierde desde la superficie a través de una zona geotérmicamente calentada o un campo fumarólico (Harris, 2013).



**Figura 3. Manifestaciones térmicas de procesos volcánicos.** En condiciones normales, la temperatura del suelo y del aire son casi iguales, por lo que  $\Delta T \approx 0$ . Sobre una fuente de calor subterránea,  $\Delta T$  se vuelve positivo. En una fuente de calor superficial de alta temperatura, como lava activa,  $\Delta T$  se vuelve fuertemente positivo. Extraído de Harris (2013).

### 2.2. ANOMALÍAS TERMALES Y HOTSPOTS

El término *hotspot* se utiliza para denotar una característica térmicamente anómala en la superficie de la Tierra que resulta de la actividad volcánica. A su vez, una anomalía térmica se define como una característica que difiere en temperatura en comparación con las temperaturas superficiales típicas observadas en un lugar particular en el espacio y/o el tiempo (Harris, 2013).

Las anomalías termales pueden ser detectadas por un sensor infrarrojo satelital, siempre que los datos sean recogidos en las longitudes de onda y resolución espacial correctas. Deben ser lo suficientemente diferente en términos de su radiancia espectral como para ser distinguible de otras superficies en el vecindario espacial o temporal (Harris, 2013).

## 2.3. PRINCIPIOS FÍSICOS DE LA TELEDETECCIÓN

### 2.3.1. RADIANCIA ESPECTRAL

La energía radiada por un objeto, también denominada flujo radiante, se cuantifica en términos de radiancia por unidad de longitud de onda y se conoce como radiancia espectral (Blackett, 2017).

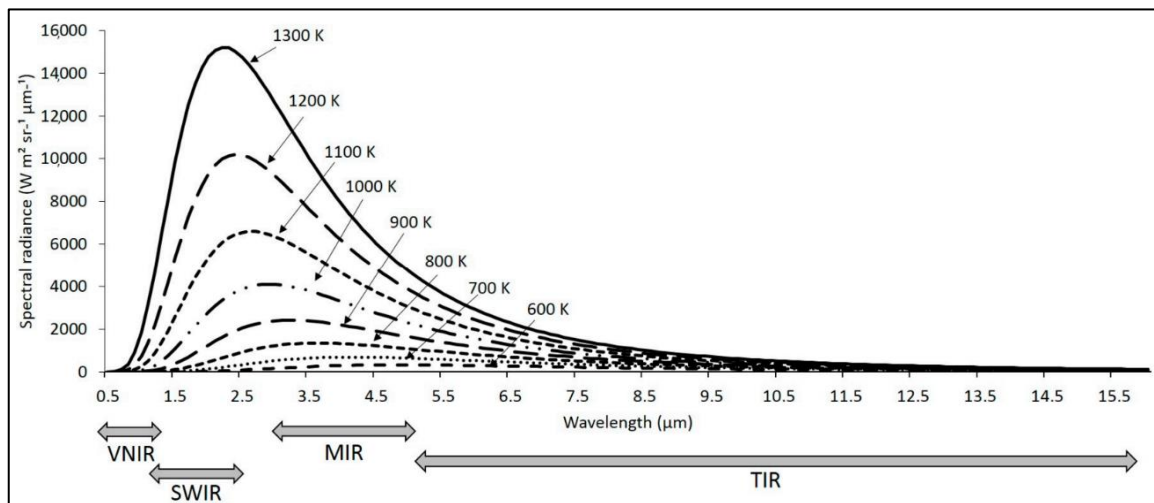
La teledetección infrarroja de la actividad volcánica utiliza la función de Planck para calcular la radiancia espectral ( $L$ ) emitida por un cuerpo negro a una temperatura y longitud de onda determinadas:

$$L_{\lambda}(T) = \frac{c_1}{\lambda^5 \left[ \exp\left(\frac{c_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]} \quad (Wm^2sr^{-1}\mu m^{-1}) \quad \text{Ec(1)}$$

donde  $c_1$  y  $c_2$  son las constantes de  $1.19 \times 10^{-16}$  y  $1.44 \times 10^{-2}$  m K, respectivamente.

Todos los objetos por encima de 0K (cero absoluto) emiten radiación electromagnética, pero la densidad de flujo radiante (es decir, la tasa de flujo de energía por unidad de área) y la composición espectral de estas emisiones dependen de la temperatura del objeto emisor (Blackett, 2017).

Según la ley de Stefan–Boltzmann, la densidad de flujo radiante emitida por un objeto es directamente proporcional a la cuarta potencia de la temperatura superficial del objeto, lo que significa que cuanto más caliente esté un objeto, mayor será la energía total que irradiará, y esto se aplica a todas las longitudes de onda de emisión (Figura 4). Además, de acuerdo con la ley de desplazamiento de Wien, la longitud de onda *peak* de las emisiones radiantes espectrales también se acorta a medida que aumenta la temperatura (Blackett, 2017).



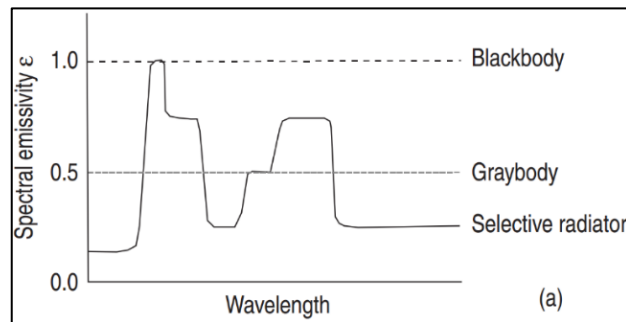
**Figura 4. Relación entre las emisiones radiantes espectrales y la temperatura de la superficie emisora** (en términos de cantidad y longitud de onda). Se representan diferentes porciones del espectro infrarrojo (VNIR: visible e infrarrojo cercano; SWIR: infrarrojo de onda corta; MIR: infrarrojo medio; TIR: infrarrojo térmico). Extraído de Blackett (2017).

La temperatura de las características volcánicas varía ampliamente. La lava fresca puede estar entre 1073 y 1273 K, aunque se ha medido la temperatura de los lagos de lava en hasta 1473 K, mientras que las superficies activas más frías pueden alcanzar 673 K (Blackett, 2017). A estas temperaturas, las principales emisiones radiantes se encuentran en las porciones del espectro TIR, MIR y SWIR (ver Figura 4).

### 2.3.2. EMISIVIDAD

Un cuerpo negro es un radiador ideal, ya que absorbe completamente y luego reemite toda la energía incidente sobre él. En tal caso, la reflectividad es cero y la absorptividad es uno.

La mayoría de las superficies no exhiben este comportamiento y emiten solo una fracción de la energía emitida por un cuerpo negro. La capacidad de emisión de una superficie no negra se describe mediante la emisividad,  $\epsilon$ . Si esta varía con la longitud de onda, entonces el cuerpo es un radiador selectivo (Figura 5).



**Figura 5. Variación de la emisividad con la longitud de onda para un cuerpo negro, un cuerpo gris y un radiador selectivo. Extraído de Harris (2013).**

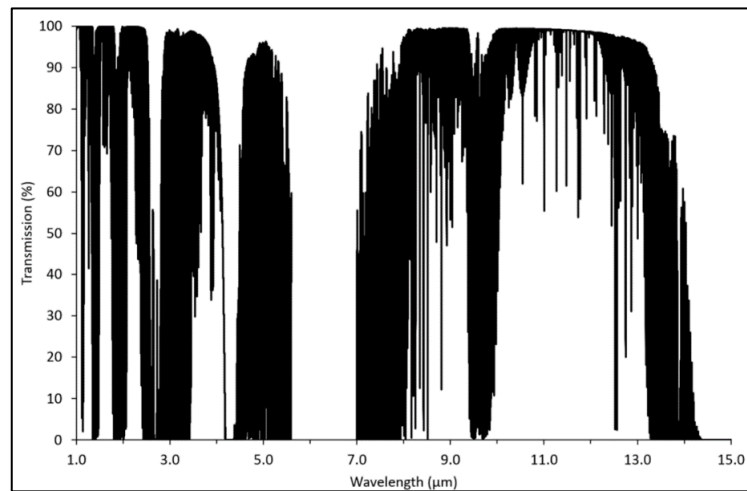
Las lavas son radiadores selectivos y la mayoría de las mediciones de  $\epsilon$  se han hecho en sólidos a temperatura ambiente, después de minutos a pocos años de su emplazamiento. Para la longitud de onda de 8-14  $\mu\text{m}$ , Moxham (1971) proporciona un resumen de valores para diferentes composiciones, indicando: 0.90 para basalto pulido, 0.95 para basalto rugoso, 0.93–0.95 para basalto con olivino, 0.91–0.94 para andesita, 0.94–0.95 para riolita, y 0.87–0.90 para obsidiana riolítica.

### 2.3.3. EFECTOS ATMOSFÉRICOS

La atmósfera no es perfectamente transparente a la radiación infrarroja y como resultado, una parte de la radiancia emitida por una superficie será absorbida y retrodispersada por ella. Este efecto de atenuación se describe mediante la transmisividad atmosférica,  $\tau$ . Esta tiene un valor que va

desde uno, para una atmósfera perfectamente transparente, hasta cero, para una atmósfera perfectamente opaca.

La transmisividad varía con la longitud de onda. Existen siete ventanas atmosféricas a través de las cuales  $\tau > 0.9$  (Figura 6). Las bandas espectrales de los instrumentos diseñados para medir la radiancia emitida por la superficie de la Tierra se ubican dentro de estas ventanas. Sin embargo, incluso dentro de estas ventanas, la transmisividad no es perfecta, y varía de 0.9 (en el peor de los casos) a 0.98. Para mayor detalle, ver Anexo 1.



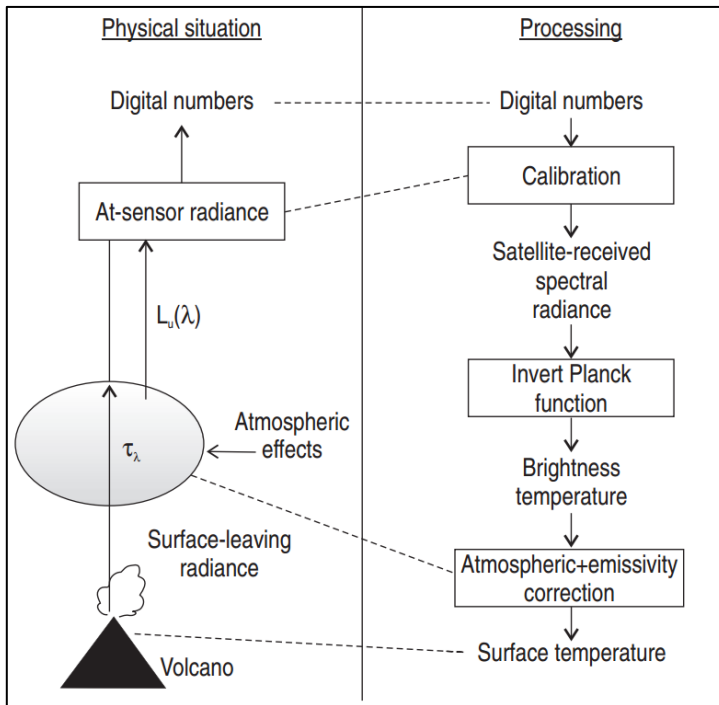
**Figura 6.** Variación de la transmisividad atmosférica con la longitud de onda en la región IR del espectro. Extraído de Blackett (2017).

#### 2.4. TEMPERATURA DE BRILLO Y TEMPERATURA DE LA SUPERFICIE

Harris (2013) indica que, para determinar la temperatura de la superficie a partir de datos de sensores satelitales, se debe tener en consideración los procesos físicos que controlan la radiancia en el sensor (Figura 7).

La radiación es emitida por la superficie, y su distribución espectral está gobernada por la Función de Planck, modificada por la emisividad. La radiación también se refleja en la superficie, y su intensidad depende de la longitud de onda de la medición, del nivel de radiación solar entrante y de la reflectividad de la superficie.

La radiación viaja hacia arriba hasta el sensor en el espacio, atravesando toda la columna atmosférica. La atmósfera emite más radiación, al mismo tiempo que absorbe parte de la radiación emitida y reflejada por la superficie.



**Figura 7. Procesos físicos que afectan la radiancia espectral emitida por la superficie** durante su paso desde la superficie hasta el sensor en el espacio, junto con el procesamiento necesario para recuperar la temperatura de la superficie a partir del DN registrado por el sensor satelital. Extraído de Harris (2013).

La radiación llega al satélite, donde registra un voltaje en el detector proporcional al nivel de radiancia en el sensor. El voltaje se convierte en un número digital (DN), que generalmente se relaciona con la radiancia incidente en el sensor ( $R^*$ ) a través de una relación lineal, donde:

$$R^* = a * DN + b \quad \text{Ec(2)}$$

en la que  $a$  y  $b$  son coeficientes de calibración conocidos.

Al invertir la Función de Planck (Ec 1) se obtiene la temperatura de brillo:

$$T^* = \frac{c2}{\lambda \ln \left( \frac{c1\lambda^{-5}}{R^*} + 1 \right)} \quad \text{Ec(3)}$$

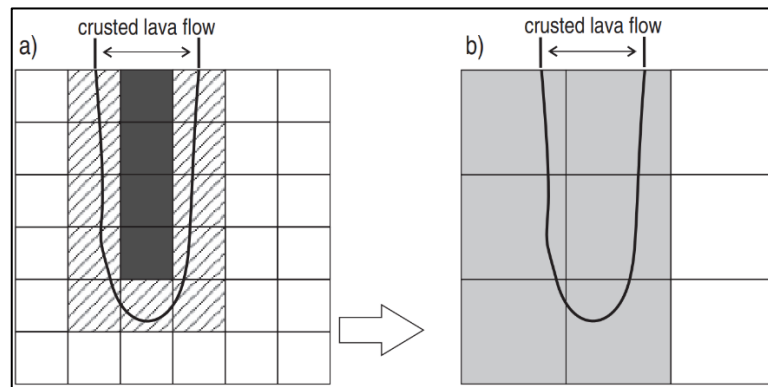
De esta forma, la temperatura de brillo se refiere a la temperatura aparente de una superficie tal como la detecta un sensor satelital en una determinada banda espectral. Al utilizarla, se puede subestimar o sobreestimar la temperatura real de la superficie y debido a ello se deben realizar correcciones por emisividad y transmisividad a la radiancia incidente en el sensor ( $R^*$ ).

## 2.5. EL PROBLEMA DEL PÍXEL MEZCLADO TÉRMICAMENTE

Las estimaciones de temperatura realizadas son incorrectas si la radiancia emana de manera desigual dentro del píxel (Rothery *et al.*, 1988). Si un píxel contiene una superficie homogénea,

entonces el brillo de la superficie contenida dentro del píxel será igual al brillo de este. Pero cuando un píxel está compuesto por dos o más áreas que difieren considerablemente en cuanto al brillo, el valor digital es una mezcla ponderada de esos componentes (Harris, 2013).

Esto se ilustra en la Figura 8. Esta representa el avance de un flujo de lava en una cuadrícula de píxeles. En a), tenemos cuatro píxeles térmicamente puros, rodeado por once píxeles que son mezclas de los componentes térmicos del flujo de lava caliente y el fondo frío. Si el tamaño del píxel considerado aumenta (b) todos los píxeles están mezclados.



**Figura 8. El problema del píxel mezclado.** Extraído de Harris (2013).

De esta forma, al calcular la temperatura se obtiene una temperatura integrada del píxel (PIT°, por sus siglas en inglés), que no es representativa de las temperaturas reales de la superficie dentro del píxel mixto.

### 2.5.1. MÉTODO DE DOBLE BANDA (DOZIER, 1980)

La PIT° cambia con la longitud de onda ya que como se vio en la sección 2.3.1, la radiancia detectada por el sensor depende de la banda considerada y de la temperatura de la superficie emisora. Si dos longitudes de onda registran diferentes temperaturas para la misma ubicación del píxel, esto indica una combinación ponderada de dos temperaturas.

Si se considera un caso simple en el que solo hay dos componentes, uno caliente y otro relativamente más frío en comparación con el primero, la PIT° se puede descomponer mediante el método de doble banda. Este método permite estimar la temperatura del componente caliente ( $T_h$ ), la temperatura del componente más frío ( $T_c$ ) y la fracción del píxel que ocupa el componente caliente ( $f_h$ ) asumiendo uno de esos tres parámetros.

Para aplicar el método se necesita dos (y solo dos) componentes térmicos dentro del píxel mixto, mediciones en dos bandas espectrales (x e y) ampliamente separadas, una anomalía térmica en

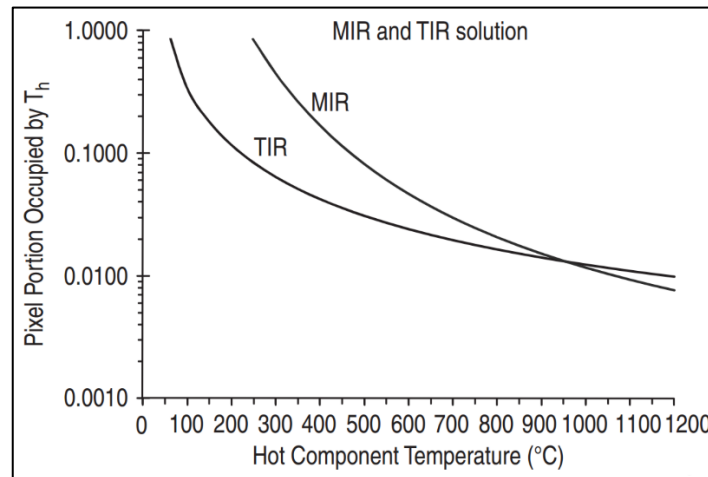
ambas bandas y datos no saturados. Entonces pueden aplicarse las siguientes ecuaciones simultáneas:

$$L(T_x \lambda_x) = \varepsilon_x \tau_x [fh L(Th \lambda_x) + (1 - fh) L(Tc \lambda_x)] \quad \text{Ec( 4)}$$

$$L(T_y \lambda_y) = \varepsilon_y \tau_y [fh L(Th \lambda_y) + (1 - fh) L(Tc \lambda_y)] \quad \text{Ec( 5)}$$

donde L es la función de Planck para un cuerpo negro que irradia a una temperatura T y longitud de onda  $\lambda$ , Tx y Ty son las PIT° en las bandas x e y, respectivamente,  $\varepsilon$  es la emisividad y  $\tau$  es la transmisividad atmosférica.

La lógica de este método es la siguiente; para un píxel que contiene un *hotspot*, una combinación infinita de porciones ocupadas por ese punto caliente (fh) y temperaturas potenciales del mismo (Th) puede producir la misma PIT° en cualquier banda espectral dada (Figura 9):



**Figura 9. Solución de doble banda.** Se muestran las combinaciones de fh y Th que producen una PIT° de 248 y 58°C en las bandas TIR y MIR, respectivamente (asumiendo Tc=25°C). Las curvas muestran convergencia en Th=0.0140 y Th=950°C. Extraído de Harris (2013).

De este modo, es posible utilizar las PIT° de ambas bandas para determinar la combinación única de fh y Th que reproduce dichas temperaturas, identificando el punto de intersección de las curvas.

### 2.5.1.1. Uso en características volcánicas

Rothery *et al.* (1998) dividen los fenómenos térmicos volcánicos en tres categorías principales: fumarolas de baja temperatura, fumarolas de alta temperatura y efectos relacionados con lava.

Las fumarolas de baja temperatura ( $100^{\circ}\text{C}$  o menos dependiendo de la altitud del volcán) son las más comunes, pero es difícil detectar su anomalía en el SWIR. Las de alta temperatura pueden ser medibles si el paso de los gases calientes es capaz de calentar las superficies rocosas expuestas a temperaturas comparables.

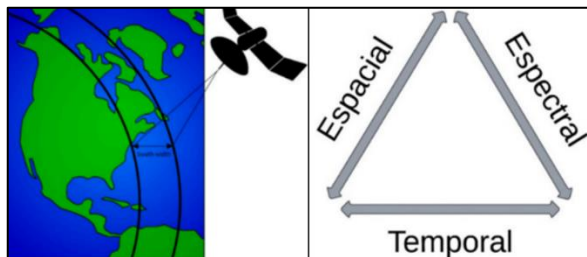
La estructura térmica de las anomalías de lava puede ser compleja debido a la formación de una corteza enfriada incluso en lavas basálticas más líquidas, que se rompe por grietas incandescentes. Las superficies de lavas con composiciones más evolucionadas no desarrollan características “líquidas”, sino que se caracterizan por clastos enfriados del tamaño de bloques, en cuyo caso las áreas radiantes pueden limitarse a sus intersticios. Como resultado, la PIT° de cualquier lava es menor que la de la roca fundida.

## 2.6. MISIONES SATELITALES

### 2.6.1. RESOLUCIÓN ESPACIAL, TEMPORAL Y ESPECTRAL

Al analizar imágenes satelitales, es fundamental tener en cuenta su resolución. Existen tres tipos: 1) Resolución espacial: unidad más pequeña de datos que un sensor puede recopilar, relacionada con el área de la superficie terrestre que se representa en un píxel 2) Resolución temporal: frecuencia con la que un punto en la superficie de la Tierra puede ser capturado por un sensor 3) Resolución espectral: capacidad de un sensor para distinguir diferentes partes del espectro electromagnético.

La resolución espacial y temporal están inversamente relacionadas debido a que cuanto mayor es la resolución espacial de un sensor, menor es el tamaño de sus píxeles, y por lo tanto menor es el ancho de barrido (Figura 10) por lo que captura la totalidad de la superficie de la Tierra con menos frecuencia, reduciendo así la resolución temporal. La resolución espectral, en muchos casos, también está inversamente relacionada, ya que un aumento en la cantidad de datos lleva a un diseño de ancho de barrido más estrecho.



**Figura 10.** Ancho de barrido y relación entre resoluciones.

## 2.6.2. SISTEMAS SATELITALES DE MONITOREO PARA LA ACTIVIDAD VOLCÁNICA

Como se vio en la sección 3.3.1, las superficies más calientes producen una mayor radiancia espectral a longitudes de onda más cortas, mientras que las más frías lo hacen a longitudes de onda más largas. La diferencia de sensibilidad de cada banda a temperaturas magmáticas/terrestres ha llevado al desarrollo de algoritmos automatizados para detectar anomalías térmicas; desde la década de 1990, se han creado métodos basados en infrarrojo, lo que permitió, en la década de 2000, la implementación de sistemas satelitales de monitoreo en tiempo real, como MODVOLC, MIROVA y HOTVOLC (Lénat, 2022).

Una complicación es que todos los componentes de la superficie terrestre, en virtud de su temperatura, también producen emisiones radiantes detectables en las porciones MIR y TIR del espectro, y estas señales deben ser eliminadas si se desean cuantificar con precisión las atribuibles al volcanismo activo. En contraste, la radiación SWIR solo es emitida en cantidades detectables desde superficies muy calientes, tales como incendios y lava incandescente (Blackett, 2017).

A pesar de que se reconoció tempranamente la utilidad del SWIR para observar volcanes activos, se desarrollaron pocos algoritmos de detección para estos datos. Esto se debe a la mayor disponibilidad de observaciones regulares en las regiones MIR y TIR, a resoluciones espaciales moderadas o bajas. Este último punto implicaba que se obtenían grandes volúmenes de datos con una cobertura amplia y frecuencia elevada, en contraste con las observaciones SWIR más localizadas (Blackett, 2017).

En este contexto, la combinación de diferentes datos satelitales resulta útil, ya que brinda la oportunidad de realizar observaciones con mayor frecuencia debido a los diferentes momentos y fechas de pasos del satélite.

Los datos satelitales de los sensores de órbita polar L8 (lanzado en 2013), S2-A (lanzado en 2015) y S2-B (lanzado en 2017) ofrecen una cobertura global multiespectral de 10m a 30m. Si se consideran juntos, se obtendrá un intervalo de revisita promedio medio global de 2,9 días (Li & Roy, 2017).

Además, tanto L8 como S2 operan en órbita heliosincrónica pasando sobre las regiones polares en sincronía con el sol, lo que significa que visitan el mismo punto de la Tierra a la misma hora solar local media (MLST). El valor de dicha hora es cercano para ambas misiones (10:00am para L8 y 10:30am para S2), lo que permite una mejor integración de los datos.

## 2.7. TRABAJOS RELEVANTES

### 2.7.1. GRAY *ET AL.* (2019)

Utilizaron imágenes Landsat, Sentinel y Aster para monitorear la actividad del Monte Michael, un estratovolcán activo en las Islas Sandwich del Sur que había presentado anomalías térmicas persistentes no asociadas con desbordamiento de magma del cráter, lo que sugería la presencia de un lago de lava.

Los estudios previos se habían realizado con imágenes AVHRR (resolución espacial de 1 km), por lo que solo se había podido estimar una temperatura uniforme que si bien era anómala, no podía probar la presencia del lago de lava.

Para resolver la temperatura dentro del cráter, adaptaron la fórmula de Harris (Ec 3) para calcular la T° a partir de la radiancia TOA con la opción de incluir ajustes por emisividad y transmisividad atmosférica:

$$T = \frac{c2}{\lambda \ln([\epsilon \tau c1 \lambda^{-5} / 10^6 \pi L_\lambda] + 1)} \quad \text{Ec( 6)}$$

donde:  $L_\lambda$  = radiancia ( $\text{W m}^{-2} \text{sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$ ),  $c1 = 3.742 \times 10^{-16}$  ( $\text{W m}^2$ );  $c2 = 0.0144$  (m K);  $\lambda$  = longitud de onda (m); T = temperatura del cuerpo negro (K);  $\epsilon$  = emisividad de la superficie radiante; y  $\tau$  = transmisividad atmosférica.  $c1$  y  $c2$  son constantes simplificadas representando  $hc^2$  y  $hc/k$ , donde  $h$  es la constante de Planck ( $6.266 \times 10^{-34}$  J s),  $c$  es la velocidad de la luz ( $2.998 \times 10^8$  m  $\text{s}^{-1}$ ) y  $k$  es la constante de Boltzmann (2987  $\mu\text{m K}$ ).

Con las temperaturas calculadas para el cuerpo negro, utilizaron el método de doble banda para calcular  $T_h$  y  $f_h$ , asumiendo una  $T_c$  de 200°C. Esto dio como resultado  $T_h$  de 989-1279°C y  $f_h$  de 0.03-0.57% para diferentes imágenes, consistente con la presencia del lago de lava.

Su metodología fue descargar e importar a ArcMap como capas ráster las imágenes que no presentaran cobertura de nubes, combinar las bandas roja y dos SWIR para crear una imagen en falso color que resaltara anomalías térmicas y hacer los cálculos de radiancia y temperatura en el SWIR utilizando GIS y Python.

### 2.7.2. GENZANO *ET AL.* (2020) - NHI

Como se vio en la sección 3.3.1, las superficies de mayor temperatura emiten fuertemente en longitudes de onda SWIR. Marchese *et al.* (2019) desarrollaron un algoritmo multicanal para mapear anomalías térmicas volcánicas a escala global, que identifica anomalías térmicas volcánicas en condiciones diurnas, en escenas de L8 y S2, mediante el cálculo de dos índices normalizados

(que varían entre  $\pm 1$ ), aprovechando la sensibilidad de las observaciones en el SWIR a características de alta temperatura:

$$NHI_{SWIR} = \frac{L_{2.2} - L_{1.6}}{L_{2.2} + L_{1.6}} \quad \text{Ec( 7)}$$

$$NHI_{SWNIR} = \frac{L_{1.6} - L_{0.8}}{L_{1.6} + L_{0.8}} \quad \text{Ec( 8)}$$

En la Ec 7 y 8, L son las radiancias en la parte superior de la atmósfera (TOA) medidas en  $W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$  para cada píxel de la escena, en torno a las longitudes de onda 2.2  $\mu m$  (SWIR2) 1.6  $\mu m$  (SWIR1) y 0.8  $\mu m$  (NIR).

Los píxeles con valores de  $NHI_{SWIR} > 0$  o  $NHI_{SWNIR} > 0$  se marcan como anomalías térmicas. Mientras que la primera prueba permite la identificación de *hotspots* de intensidad media-baja, la segunda detecta aquellos de intensidad alta, que causan la saturación del píxel en el SWIR2.

Desde el lanzamiento de la herramienta, se han desarrollado versiones adicionales que se muestran en la Figura 11. Se implementó una prueba inicial de radiancia para evitar la generación de falsos positivos, originados por diferencias en la relación señal/ruido (SNR) y la radiancia mínima de las bandas espectrales utilizadas. Posteriormente se incorporó una prueba para "píxeles extremos" con el fin de mapear anomalías térmicas muy intensas que provocan la saturación de ambos canales SWIR, teniendo en cuenta la radiancia de saturación nominal del SWIR1. También se incluyó una prueba específica para las imágenes de S2 que corrige un registro erróneo causado por objetos en movimiento a gran altitud, como aviones y nubes.

NHI Tool Version	Initial Test on SWIR Radiance	Test for Hot Spot Pixels	Test for Extreme Pixels		Test for MSI Multispectral Misregistration Issues
			OLI	MSI	
v. 1.1					N/A
v. 1.2	$L_{2.2} > 3.0$	$NHI_{SWIR} > 0$ (mid-low intensity) OR		N/A	$L_{0.44} < 80$ AND $ND_{12-8A} > -0.6$ * $L_{0.44} < 80$ AND $ND_{12-8A} > -0.2$
v.1.3/1.4	$L_{2.2} > 2.0$	$NHI_{SWNIR} > 0$ (high-intensity)	$L_{1.6} \geq 71.3$ AND $L_{0.44} < 70$	$L_{1.6} \geq 70$ AND $L_{0.705} < 70$	$L_{0.705} < 90$ AND $ND_{12-8A} > -0.6$ * $L_{0.705} < 70$ AND $ND_{12-8A} > -0.3$

**Figura 11. Versiones de la herramienta NHI.** La prueba de píxeles extremos considera las radiancias de saturación nominales en el SWIR1. ND es un índice normalizado de las bandas 12-8A de S2. (\*Pruebas aplicadas solo a píxeles marcados por el índice en la Ec 8). Extraído de Genzano *et al.* (2020).

Se han estudiado volcanes en distintas áreas geográficas y con variados comportamientos eruptivos. El algoritmo ha demostrado ser capaz de detectar *hotspots* en zonas con reportes de lagos

de lava, efusiones de lava, emisiones de bloques y ceniza incandescente, así como casos puntuales de actividad fumarólica y desgasificación. Además, ha mostrado su capacidad para localizar respiraderos activos. Genzano *et al.* (2020) demostraron que el algoritmo puede utilizarse para mapear el avance de flujos de lava, siendo una herramienta útil para validar los resultados de modelos numéricos que simulan sus trayectorias.

Un caso notable de su aplicación es del volcán Ambrym, en Vanuatu; de ventilación abierta, se caracteriza por una actividad de desgasificación casi permanente. En diciembre de 2018 experimentó una erupción de fisura dentro de su caldera, provocando el drenaje de los lagos de lava en los cráteres Benbow y Marum. La herramienta NHI detectó un aumento de la actividad térmica en estos cráteres aproximadamente tres semanas antes de la erupción, lo cual coincidió con el incremento de la Potencia Radiativa Volcánica (VRP) reportada por el sistema MIROVA a partir de datos nocturnos de MODIS. La integración de los datos de NHI y MIROVA permitió no solo una detección temprana de esta actividad, sino que también sugiere que el método podría aplicarse para anticipar aumentos en la actividad de los lagos de lava, contribuyendo así a la predicción de futuras erupciones.

### 2.7.3. COPPOLA *ET AL.* (2016) - MIROVA

El sistema de detección de *hotspots* denominado Observación de Actividad Volcánica en el Infrarrojo Medio (MIROVA) se basa en el análisis de datos adquiridos por el sensor MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) a bordo de los satélites Terra y Aqua de la NASA, en órbita desde 1999 y 2002, respectivamente. Ambos satélites están en órbita polar sincrónica con el sol, proporcionando hasta cuatro imágenes por día con una resolución espacial de 1 km.

MIROVA utiliza la radiación MIR para detectar y medir la radiación térmica derivada de actividad volcánica, permitiendo la detección de fuentes de calor desde 1MW hasta más de 10GW. Los datos se procesan casi en tiempo real para una lista de volcanes objetivos y se publican continuamente en la página web dedicada ([www.mirovaweb.it](http://www.mirovaweb.it)).

Los datos de radiancia MODIS nivel 1B se elaboran siguiendo cinco pasos principales: 1) Búsqueda y descarga de datos 2) Recorte y remuestreo 3) Definición de regiones de interés 4) Detección de *hotspots* y 5) Cálculo de VRP.

La estructura del algoritmo se resume de la siguiente manera: las matrices de datos del MIR-3.959 $\mu\text{m}$  y del TIR-12.02 $\mu\text{m}$  se extraen y se remuestran para minimizar el efecto de las

distorsiones geométricas y asegurar que los datos se analicen con una escala de píxeles homogénea (1 km<sup>2</sup>). Se definen dos regiones de interés: la primera interna consistente en un cuadro (5x5 km) centrado en la cumbre del volcán y la segunda representa el marco exterior (50x50 km) que incluye toda la escena exceptuando la primera.

Posteriormente el algoritmo utiliza filtros espectrales, como el Índice Térmico Normalizado (NTI) y el Índice Térmico Mejorado (ETI) utilizando las radiancias registradas por los canales del MIR y el TIR. Esto es seguido de un análisis espacial/estadístico para comparar el valor de cada píxel con el de sus vecinos y así detectar píxeles anómalos mediante el uso de umbrales.

Para los píxeles activos, se calcula la radiancia MIR en exceso con respecto al fondo. Con ese valor y el tamaño del píxel, se calcula la VRP. Para grupos de píxeles activos, la VRP<sub>TOTAL</sub> se obtiene sumando las potencias individuales de cada píxel.

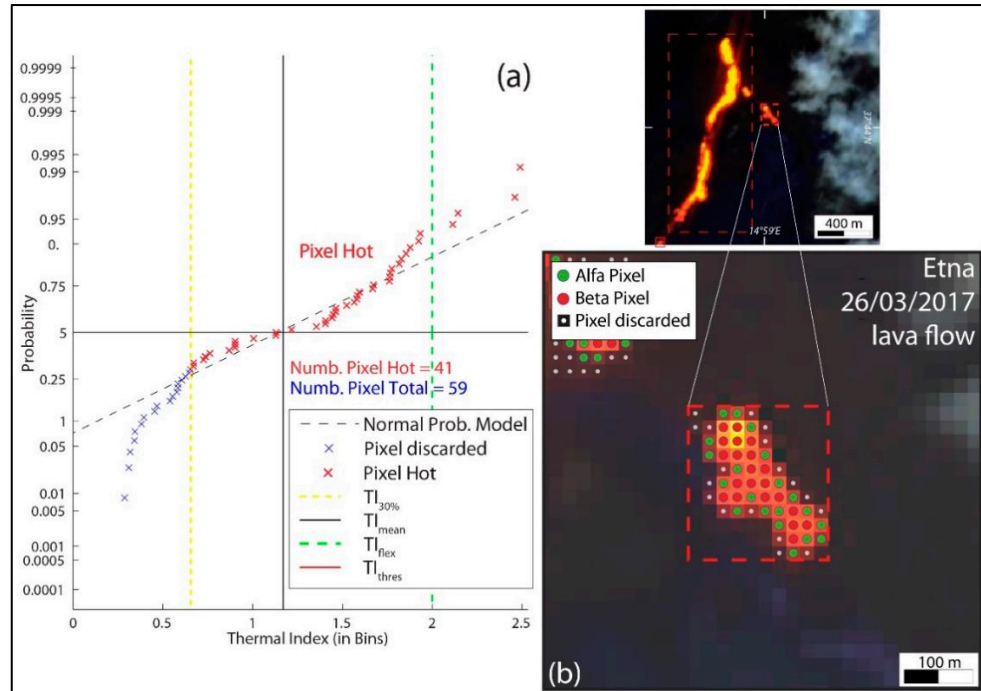
#### 2.7.4. MASSIMETTI *ET AL.* (2020) – ÍNDICE TERMAL

Uno de los desafíos al trabajar con imágenes satelitales es la presencia de artefactos, definidos como elementos o características no deseadas que aparecen en una imagen, pero que no representan las condiciones reales del objeto o área observada. Un ejemplo común de artefactos ocurre en píxeles con elementos muy brillantes, donde pueden generarse *diffraction spikes*. Estos se manifiestan como rayos o estrellas que irradian desde el centro del objeto en cuestión.

Massimetti *et al.* (2020) desarrollaron un método estadístico para eliminar estos efectos en escenas de S2. El proceso comienza con la identificación de *hotspots* mediante el algoritmo HOTMAP, que evalúa la reflectancia en las bandas 8A, 11 y 12. Luego, se calcula el Índice Térmico (TI), definido como la suma de reflectancias en estas bandas, para todos los píxeles alertados:

$$TI = p_{8A} + p_{11} + p_{12} \quad \text{Ec(9)}$$

Los clústeres de  $\leq 9$  píxeles (3x3) se clasifican como *hotspots*, independientemente de los valores de TI, lo que permite detectar y preservar anomalías térmicas pequeñas. En clústeres mayores, se realiza un análisis de distribución de frecuencia del TI, calculando su media aritmética, el percentil 30 y TI<sub>flex</sub>, definido como el valor que muestra la mayor diferencia entre la distribución observada y la distribución normal teórica (Figura 12).



**Figura 12. Algoritmo desarrollado por Massimetti *et al.* (2020) aplicado en una porción de flujo de lava en el volcán Etna. a) Gráfico de distribución de valores de TI del clúster analizado. Las líneas punteadas negra, sólida negra, punteada amarilla, punteada verde y roja representan, respectivamente, el modelo teórico de distribución normal,  $TI_{media}$ ,  $TI_{flex}$ ,  $TI_{30\%}$  y  $TI_{thres}$ , ajustándose en este caso con  $TI_{flex}$ . En rojo y azul, los píxeles seleccionados y descartados, respectivamente b) Imagen S2 (12-11-8A) ampliada sobre el clúster analizado; en verde, rojo y blanco, los píxeles activados por alfa, activados por beta y descartados, respectivamente.**

Los píxeles se eliminan mediante la definición de un umbral contextual de TI ( $TI_{thres}$ ), basado en las condiciones:

$$TI_{tres} = TI_{flex} \text{ para } TI_{flex} < TI_{media}$$

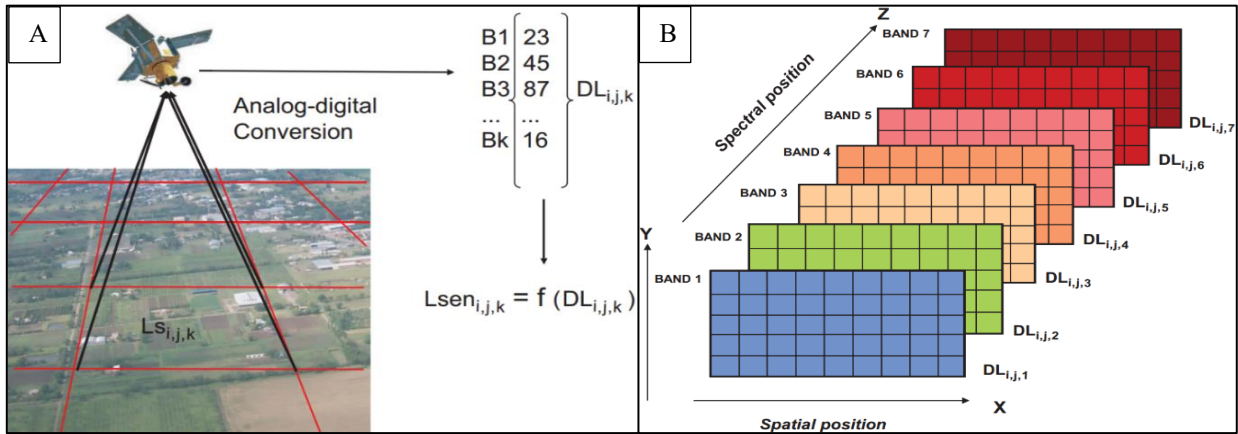
$$TI_{tres} = TI_{30} \text{ para } TI_{flex} > TI_{media}$$

Este análisis permite identificar la cola inferior de la distribución térmica, asociada a otros efectos como desenfoque, *diffraction spikes* y halos generados por nubes, penachos o grandes anomalías térmicas.

## 2.8. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES

Una imagen digital es una traducción numérica de las radiancias originales recibidas por el sensor, formando una matriz de números cuyos valores representan las propiedades ópticas del área muestreada (píxel) dentro de la cobertura del sensor (Figura 13 A). La estructura y organización de los datos se puede ilustrar entonces como una matriz numérica 3D (Figura 13 B) (Chuvieco, 2020).

El valor que define el brillo de un píxel es denominado nivel digital DL, también conocido como número digital, valor de píxel, valor de brillo, niveles de gris o cuentas digitales según otros autores, y pueden ser manipulados a través de una variedad de métodos (Chuvieco, 2020).



**Figura 13. Adquisición de imágenes digitales.** A) La radiancia de la superficie ( $L_s$ ) en las coordenadas espaciales ( $i, j$ ) y longitud de onda  $k$  se convierte en una lista de DL, uno para cada banda b) Estructura y organización de los datos en matriz 3D. Las filas se enumeran en orientación norte-sur y las columnas indican la orientación oeste-este; el origen de la imagen comienza en la esquina superior izquierda. La tercera dimensión tendrá tantas capas como bandas detectadas por el sensor. Extraído de Chuvieco (2020).

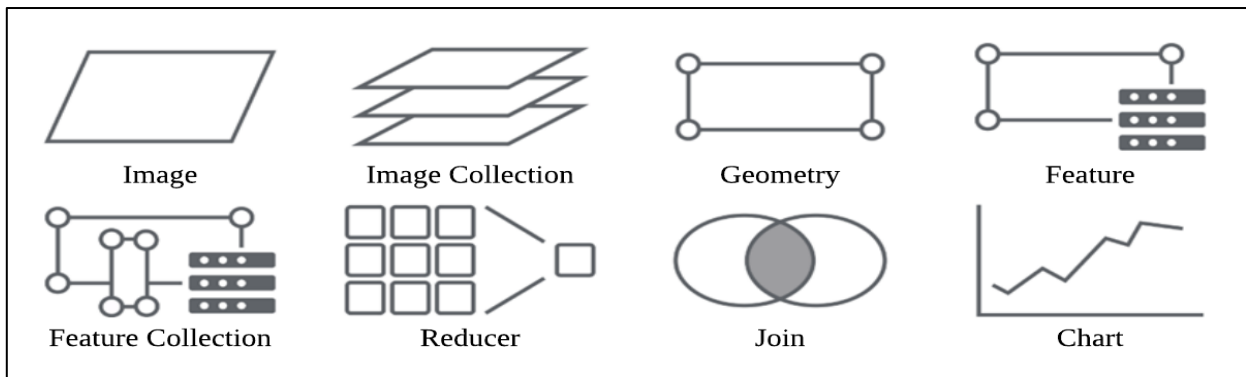
### 2.8.1. GOOGLE EARTH ENGINE

GEE es una plataforma de computación en la nube que fue lanzada por Google en 2010 y es una herramienta eficaz para llevar a cabo análisis de *big data* geoespacial global. A diferencia de otras plataformas que requieren la descarga de datos para realizar análisis, GEE permite el acceso inmediato a colecciones globales y el procesamiento directo en la plataforma, lo que agiliza los procesos y evita la necesidad de almacenamiento local. Los conjuntos de datos se almacenan en su proyección original con todos los datos y metadatos de las imágenes originales.

El editor de código de Earth Engine en [code.earthengine.google.com](https://code.earthengine.google.com) es un Entorno de Desarrollo Integrado (IDE) basado en la web para la Interfaz de Programación de Aplicaciones (API) de JavaScript de Earth Engine. El editor tiene un conjunto de elementos que facilita y agiliza el flujo de trabajos geoespaciales, entre los que se encuentran: 1) Buscador de conjuntos de datos o lugares: permite acceder a datasets geoespaciales disponibles en la plataforma y buscar ubicaciones geográficas específicas en el mapa 2) Editor de código JavaScript: Es el punto de partida para escribir y ejecutar scripts en la plataforma 3) Documentación de referencia de la API: Proporciona acceso a la documentación oficial y ejemplos de código para consulta durante el desarrollo 4) Visualización de mapas: Permite visualizar de manera interactiva los resultados

generados por los scripts 5) Herramientas de dibujo geométrico: Permite crear geometrías en el mapa para definir áreas de interés y utilizarlas en el análisis 6) Consulta de mapa interactivo (Inspector): Permite inspeccionar y obtener información detallada de los datos en puntos específicos del mapa 7) Consola: Muestra la salida del script y mensajes que ayudan a identificar problemas en el código 8) Administrador de tareas: Gestiona procesos de larga duración, como exportaciones y el procesamiento de datos complejos 9) Administrador de activos: Permite cargar, organizar y gestionar tus propios activos geoespaciales, como imágenes, vectores o tablas, que no están disponibles en la biblioteca pública de GEE.

La API de EE está compuesta por objetos (Figura 14) y métodos. Un método es una función u operación que se aplica a un objeto.



**Figura 14. Objetos comunes en GEE:** *Image*, que representa datos ráster compuestos por una o más bandas, cada una con su propio nombre, tipo de dato, escala, máscara y proyección, y con metadatos almacenados como un conjunto de propiedades. Un conjunto de imágenes conforma una *Image Collection*. *Geometry* es un tipo de dato vectorial que puede ser punto, línea o polígono, y un *Feature* es una geometría con atributos, que en conjunto constituye una *Feature Collection*, la cual permite realizar operaciones adicionales, como filtrar y ordenar. Un *Reducer* es un objeto que calcula estadísticas descriptivas o agrega datos a través del tiempo, espacio, bandas u otras estructuras de datos. *Join* combina conjuntos de datos, como *Image Collection* o *Feature Collection*, según el tiempo, la ubicación o atributos. *Chart* se utiliza para crear gráficos y visualizar datos en el Editor de Código de Google Earth Engine, utilizando Google Charts.

Dado que las imágenes representan datos ráster (una matriz de píxeles en la que cada píxel tiene un valor) se pueden realizar muchas operaciones comúnmente aplicadas a matrices numéricas, incluyendo análisis estadísticos, filtrado, extracción de características, etc. También se pueden calcular muchos índices mediante aritmética de bandas, definida por Cardille *et al.* (2024) como el proceso de sumar, restar, multiplicar o dividir dos o más bandas de una imagen. Todo esto utilizando los métodos ofrecidos por GEE.

En el contexto de este trabajo, es fundamental definir el concepto de enmascaramiento en GEE. Este es un método que permite controlar qué píxeles de una imagen son mostrados o incluidos en

el análisis. Mediante una combinación de operadores relacionales ( $>$ ,  $<$ ,  $=$ ) y booleanos (y, o), se pueden definir condiciones lógicas para incluir solo aquellos píxeles que cumplan con aquellos criterios.

### 2.8.2. GOOGLE COLAB

GEE no es adecuado para implementar el método de doble banda ya que tiene capacidades de graficación limitada, lo que dificulta la creación de gráficos complejos necesarios para visualizar las curvas y su intersección.

Google Colab (GC) es un servicio en la nube que permite ejecutar código Python directamente en el navegador, sin necesidad de configuración previa. Se pueden usar bibliotecas avanzadas como NumPy y matplotlib para implementar el proceso iterativo y generar los gráficos requeridos.

## 2.9. CONTEXTO DE VOLCANES EN ESTUDIO

### 2.9.1. VILLARRICA

Corresponde a un estratovolcán activo localizado en el extremo occidental de una cadena volcánica de dirección NO-SE, que alinea a los volcanes Villarrica, Quetrupillán y Lanín. Su registro eruptivo data de hace unos 650000 años y comprende el desarrollo de erupciones explosivas y efusivas con emisión de material de composición basáltica a andesítico-basáltica en forma de flujos de lava, caída de tefra, flujos piroclásticos y lahares. Desde el año 1558 se han producido al menos 49 erupciones, con la última ocurrida el año 2015 (SERNAGEOMIN, 2024). Su naturaleza ha sido principalmente de tipo hawaiano a estromboliano (Stern *et al.*, 2007). Presenta una cobertura nival que varía en función de la época del año, lo que influye en el escenario de generación de lahares.

Actualmente posee un cráter abierto de 200 m de diámetro, con fumarola continua y un lago de lava cuasi permanente, cuya superficie presenta altura variable.

Este estudio se centrará en el período 2022-2024, durante el cual se han registrado fluctuaciones significativas. A inicios de 2022, la actividad del volcán se mantuvo dentro de parámetros normales, pero a partir de octubre, se observó un incremento en la actividad sísmica y superficial, reflejando inestabilidad en el sistema volcánico. Estas fluctuaciones persistieron hasta septiembre de 2024, cuando se detectó una disminución en la actividad magmática atribuida a una profundización del lago de lava y a menores niveles de energía sísmica, indicando estabilización del sistema.

### 2.9.2. NEVADOS DE CHILLÁN

El Complejo Volcánico Nevados de Chillán está integrado por 13 estratovolcanes alineados en orientación NO-SE. Su actividad comenzó a manifestarse alrededor de los 650000 años y durante el último siglo ha estado concentrada en el Subcomplejo Las Termas, de composición andesítica-dacítica (Naranjo y otros, 2008). Las erupciones de este complejo varían desde emisiones de lava en cortos períodos de tiempo, explosiones freáticas a grandes erupciones por prolongados lapsos de tiempo (SERNAGEOMIN, 2024). Presenta nevadas estacionales, las cuales constituyen un factor relevante en la eventual generación de lahares.

Cardona *et al.* (2021) realizaron un seguimiento detallado de su actividad en el ciclo eruptivo comprendido entre 2016 a 2020. En enero de 2016, se produjeron una serie de explosiones tipo vulcaniana que tuvieron como centro de emisión tres venteos ubicados en el flanco este del Subcomplejo Las Termas, que migraron progresivamente al sur, alineándose en dirección NO-SE. La continua ocurrencia de explosiones produjo la erosión gradual de los cráteres preexistentes y el ensanchamiento de los cráteres recién formados, que en octubre de 2017 convergieron y formaron el cráter Nicanor, de aproximadamente 150 m de diámetro.

A finales de diciembre de 2017, se detectó una grieta en el fondo del cráter Nicanor y esto marcó el inicio a una fase magmática, la cual abarcará este estudio, y que estos autores dividen en tres subfases, con cambios significativos en la sismicidad y actividad superficial.

De diciembre de 2017 a noviembre de 2018, se extruyó un domo de lava. A partir de julio de 2018, la actividad explosiva comenzó a prevalecer sobre la efusiva, iniciando un período de alternancia entre la destrucción del domo y sus construcciones transitorias. A finales de agosto de 2019 y durante un período de cuatro meses, se emitieron cuatro flujos de lava hasta que entre enero y julio de 2020, se registró un período de relajación.

### 3. METODOLOGÍA Y MATERIALES

#### 3.1. MISIONES SATELITALES UTILIZADAS

##### 3.1.1. LANDSAT-8

Las misiones Landsat forman parte del Programa Nacional de Imágenes Terrestres (NLI) del Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS). El satélite L8 orbita la Tierra a una altitud de 705 km y tiene un ancho de barrido de 185 km, con un tiempo de revisita de 16 días.

Lleva los instrumentos OLI y TIRS. El primero mide las porciones VNIR, NIR y SWIR del espectro, y el segundo mide la temperatura de la superficie terrestre en dos bandas térmicas con una tecnología que aplica la física cuántica para detectar el calor. La resolución de cada banda se detalla en la Tabla 1. Además, incluye dos bandas que contienen información codificada en bits para identificar condiciones específicas.

**Tabla 1.** Propiedades bandas L8. TIR es remuestreado de su resolución original (100m).  
Extraído de GEE.

<i>LANDSAT 8</i>		
<i>Banda</i>	<i>Resolución (m)</i>	<i>Longitud de onda (µm)</i>
<i>B1 - Aerosol costero</i>	30	0.43 - 0.45
<i>B2 - Azul</i>	30	0.45 - 0.51
<i>B3 - Verde</i>	30	0.53 - 0.59
<i>B4 - Rojo</i>	30	0.64 - 0.67
<i>B5 - NIR</i>	30	0.85 - 0.88
<i>B6 - SWIR1</i>	30	1.57 - 1.65
<i>B7 - SWIR2</i>	30	2.11 - 2.29
<i>B8 - Pancromática</i>	15	0.52 - 0.90
<i>B9 - Cirrus</i>	30	1.36 - 1.38
<i>B10 - TIR1</i>	30*	10.60 - 11.19
<i>B11 - TIR2</i>	30*	11.50 - 12.51
<i>QA_PIXEL</i>	30	Bitmask nube, agua, nieve
<i>QA_RADSAT</i>	30	Bitmask saturación radiométrica

Las escenas se adquieren utilizando el Sistema de Referencia Mundial 2 (WRS-2), que divide la superficie terrestre en cuadrículas definidas por rutas (*paths*) y filas (*rows*). La ruta representa la trayectoria del satélite en su órbita de norte a sur, y la fila indica la latitud de captura de la imagen. Las tomas se realizan con una superposición de franja que varía de un 7% en el ecuador hasta un máximo de 85% en latitudes extremas.

### 3.1.2. SENTINEL-2

La misión se estableció dentro del programa Copernicus de la Agencia Espacial Europea (ESA). Consta de dos satélites idénticos, S2-A y S2-B, que operan simultáneamente en un ángulo de 180° entre sí, a una altitud de 786 km, y con un ancho de barrido de 290 km. En conjunto, ofrecen una frecuencia de revisita de cinco días en el ecuador.

Están equipados con el instrumento MSI, que mide la radiancia reflejada desde la Tierra en 13 bandas espectrales, desde VNIR hasta SWIR, con una resolución espacial que varía de 10 a 60m dependiendo de la banda (Tabla 2). Incluye una banda para detectar presencia de nubes.

**Tabla 2.** Propiedades de bandas S2-L1C. Extraído de GEE

<i>SENTINEL 2</i>		
<i>Banda</i>	<i>Resolución (m)</i>	<i>Longitud de onda (µm) S2A/S2B</i>
<i>B1 - Aerosol</i>	60	0.4439 / 0.4423
<i>B2 - Azul</i>	10	0.4966 / 0.4921
<i>B3 - Verde</i>	10	0.560 / 0.559
<i>B4 - Rojo</i>	10	0.6645 / 0.665
<i>B5 - Red edge 1</i>	20	0.7039 / 0.7038
<i>B6 - Red edge 2</i>	20	0.7402 / 0.7391
<i>B7 - Red edge 3</i>	20	0.7825 / 0.7797
<i>B8 - NIR 1</i>	10	0.8351 / 0.833
<i>B8A - NIR 2</i>	20	0.8648 / 0.864
<i>B9 - Vapor de agua</i>	60	0.945 / 0.9432
<i>B10 - Cirrus</i>	60	1.3735 / 1.3769
<i>B11 - SWIR 1</i>	20	1.6137 / 1.6104
<i>B12 - SWIR 2</i>	20	2.2024 / 2.1857
<i>QA60</i>	60	Bitmask nubes

Los datos puestos a disposición de los usuarios incluyen los productos de nivel 1C y 2A. En el primero, las mediciones radiométricas por píxel se proporcionan en reflectancias TOA con todos los parámetros necesarios para transformarlas en radiancias. El segundo proporciona imágenes de reflectancia en la parte inferior de la atmósfera (BOA), derivadas de los productos asociados de nivel 1C.

Los gránulos son imágenes en proyección UTM/WGS84, que subdivide a la Tierra en un conjunto predefinido de teselas utilizando un paso de 100 km. En S2, cada imagen tiene una superficie de 110x110 km<sup>2</sup> para proporcionar una superposición con las teselas vecinas.

### 3.2. DESCRIPCIÓN DEL PROCESO

#### 3.2.1. GENERALIDADES

La metodología se desarrolla principalmente en GEE, donde se diseñan y aplican múltiples funciones con filtros y cálculos en distintos niveles: por imagen, colecciones de imágenes y series de tiempo. Además, se implementan funciones específicas para la visualización y mapeo de resultados.

Se desarrolla un método para identificar y excluir imágenes nubladas. Luego, se calculan las radiancias y, con base en ellas, se aplica el algoritmo NHI para detectar anomalías térmicas. Posteriormente, se calcula la temperatura integrada del píxel. En paralelo, en GC se desarrolla el método de doble banda para desmezclar sus componentes.

El algoritmo se aplica a dos volcanes de estudio, permitiendo identificar limitaciones e implementar ajustes. Los resultados se comparan con datos de fuentes externas para validar las detecciones evaluando su concordancia con reportes previos.

#### 3.2.2. DESARROLLO DEL ALGORITMO EN GEE

##### 3.2.2.1. Preparación de colecciones de imágenes

La Figura 15 muestra el flujo del código creado para el tratamiento inicial de los datos de una colección de imágenes, aplicable a L8 y S2. Debido a que el algoritmo NHI, en el cual se basa la detección de anomalías térmicas, usa radiancias TOA, se emplean estos niveles para ambas misiones satelitales.

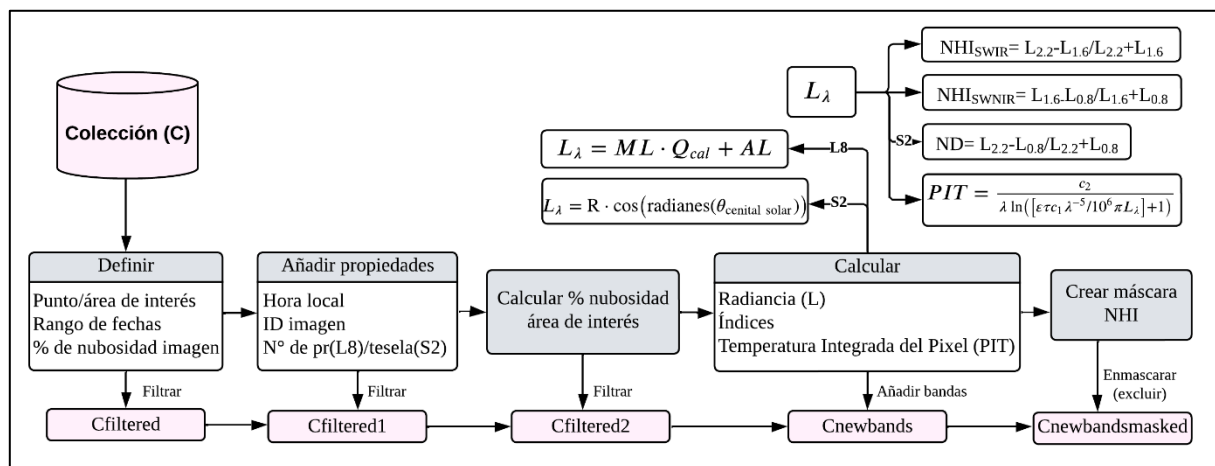
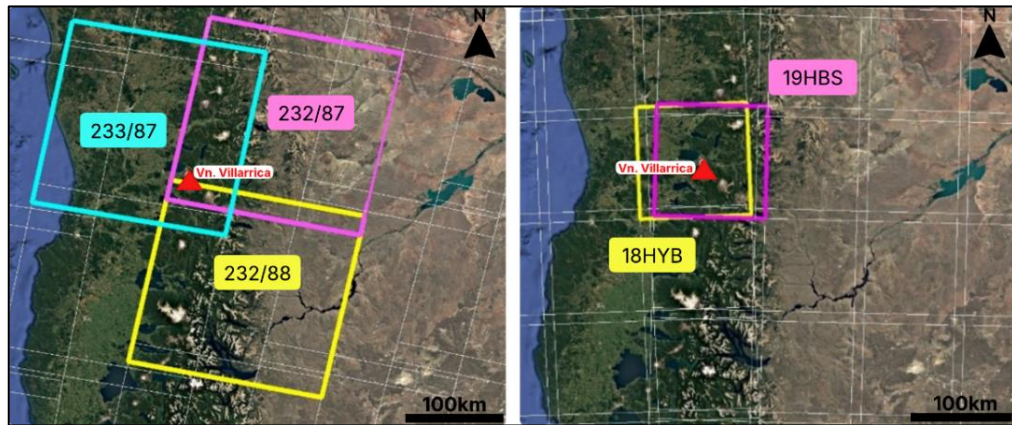


Figura 15. Diagrama de flujo de preprocesamiento de colecciones de imágenes en GEE.

### 3.2.2.1.1. Filtrado

El proceso inicia con el filtrado de la colección según un punto de interés (POI), rango de fecha y umbral de nubosidad de la imagen, generando ‘Cfiltered’.

Se añaden propiedades adicionales, como la hora local ajustada, el ID completo de cada imagen, y el número de pr/tesela. Esto ya que debido al margen de superposición de las misiones satelitales, puede haber más de una imagen en una misma fecha para una misma área. Esto se ilustra en la Figura 16. Al filtrar nuevamente se obtiene Cfiltered1.



**Figura 16.** Superposición de cuadrículas en el Vn. Villarrica para L8 (izquierda) y S2 (derecha).

### 3.2.2.1.2. Cálculo de porcentaje de nubosidad en el área de interés

Si bien cada imagen tiene el porcentaje de nubosidad almacenado en sus propiedades, este valor corresponde al total de su extensión. Al centrarnos en una región específica (el cráter del volcán) es necesario calcular el porcentaje de nubosidad en el área de interés (AOI).

En GEE, las colecciones de imágenes utilizadas incluyen bandas diseñadas para la identificación de nubes, que forman parte de las misiones satelitales originales. En el caso de L8, la banda QA\_PIXEL codifica información mediante bits, donde cada posición en la secuencia de bits representa una condición específica. Análogamente, S2 tiene la banda QA60, pero su uso está limitado ya que entre febrero de 2022 y febrero de 2024 no hay disponibilidad de datos.

Para abordar la restricción en S2, se emplea la colección 'Sentinel-2: Cloud Probability', que asigna a cada píxel un valor de probabilidad de nubosidad en un rango de 1 a 100. Esto se complementa con un algoritmo disponible en GEE denominado *Cloud Displacement Index* (CDI) desarrollado por Frantz *et al.* (2018).

La metodología (Figura 17) se obtuvo tras evaluar múltiples combinaciones de umbrales y técnicas de ajuste (detalle en Anexo 2). A partir de estas pruebas, se determinó la mejor combinación para definir la condición de nubosidad. Se recorta la imagen al AOI y se realiza un ajuste morfológico para eliminar píxeles aislados de nubes y reducir el ruido en la máscara resultante. Finalmente, se implementa un proceso de conteo de píxeles para obtener el porcentaje de nubosidad.

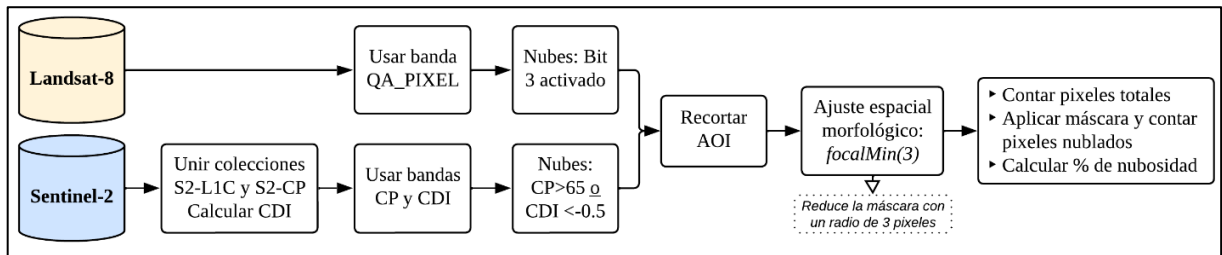


Figura 17. Diagrama de flujo cálculo de porcentaje de nubosidad en el área de interés.

### 3.2.2.1.3. Cálculo de parámetros

El siguiente paso implica el cálculo de radiancia, temperatura e índice NHI, resultando Cnewbands. Esta colección contiene los parámetros calculados para cada píxel de la imagen, lo que es posible gracias a los procesos de aritmética de bandas disponibles en GEE (sección 2.8.1).

El cálculo de radiancia se realiza según las fórmulas proporcionadas por los manuales de usuario de cada misión satelital. Se debe tener en consideración que en GEE hay diferentes colecciones de imágenes, en las cuales varía el parámetro que definen los números digitales, en adelante DN. Los DN originales están basados en parámetros físicos y están relacionados con las radiancias reales recibidas por el sensor, pero pueden manipularse para calcular otros parámetros físicos, como reflectancia o T°. En este caso utilizaremos:

Para L8, los datos de ‘USGS Landsat 8 Collection 2 Tier 1 and Real-Time data Raw Scenes’ contiene los valores de DN sin procesar. Según el manual de usuario de Landsat 8, estos valores pueden convertirse a radiancia TOA utilizando los factores de escalado de radiancia para cada banda proporcionados en los metadatos:

$$L_{\lambda} = ML * Q_{cal} + AL \quad \text{Ec( 10)}$$

donde  $L_{\lambda}$  = Radiancia espectral ( $W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$ ); ML = Factor multiplicativo de escalado de radiancia; AL = Factor aditivo de escalado de radiancia;  $Q_{cal}$  = Valor del píxel de Nivel 1 en DN.

Para S2, los datos en la colección ‘*Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-1C*’ representan la reflectancia TOA. Estos valores se convierten a radiancia TOA utilizando la fórmula proporcionada por la ESA (<https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-products>):

$$L_{\lambda} = \text{Reflectancia} * \cos(\text{rad}(\theta_{\text{cenital solar}})) * \text{Irradianciasolar} * U/\pi \quad \text{Ec( 11)}$$

El valor del ángulo cenital y la irradiancia solar para la banda considerada se proporciona en los metadatos. U es el valor de cuantificación; un parámetro que se utiliza para escalar los valores; para los datos de Sentinel desde 2016, U = 10000, y antes de 2016, U = 1000 (confirmado mediante correo electrónico a la ESA, comunicación personal, 4 de septiembre de 2024). En GEE, los datos de reflectancia están reescalados por 10000, por lo que se debe dividir por ese factor.

Calculadas las radiancias, se utiliza la fórmula proporcionada por Gray *et al.* (2019) para obtener la temperatura integrada del píxel. También se cuantifican los índices NHI para su uso en la siguiente etapa.

#### 3.2.2.1.4. Detección de anomalías térmicas con el algoritmo NHI

Finalmente, se crea una máscara para identificar los píxeles que cumplen con los criterios de anomalías térmicas. Esta se realizó a partir de la última versión del algoritmo NHI (Figura 11) desarrollado por Genzano *et al.* (2020). Sin embargo, tras su implementación se identificaron ciertos aspectos que requerían ajustes para mejorar la detección.

A partir de estos hallazgos (que se detallarán en la sección de resultados) se realizaron modificaciones al flujo de procesamiento, manteniendo la estructura central del algoritmo original pero introduciendo cambios en la condición de detección de anomalías de intensidad extrema y en la condición de radiancia inicial. El diagrama de flujo en la Figura 18 representa el esquema final del proceso aplicado en esta investigación. La aplicación de la máscara resultante genera Cnewbandsmasked, que contiene solo los píxeles anómalos detectados.

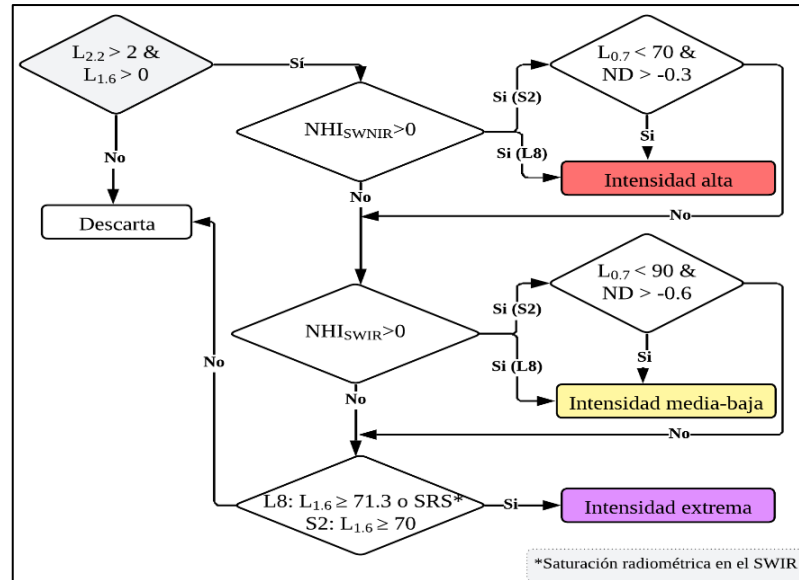


Figura 18. Diagrama de flujo detección de píxeles anómalos. Modificado de Genzano *et al.* (2020).

### 3.2.2.2. Procesamiento de datos

Tras la obtención y preprocesamiento de las colecciones de imágenes satelitales, se aplican funciones de conteo de píxeles anómalos, su radiancia, temperatura y se integran como series de tiempo. Además se desarrollan funciones de mapeo para su visualización. El detalle de estas funciones, así como los objetos de entrada y salida (Figura 14) se detallan en el Anexo 3.

Asimismo, se implementan funciones complementarias para identificar y contabilizar píxeles saturados. Existen dos métodos comunes para llevar a cabo este análisis: a través de bandas de calidad integradas en las misiones satelitales, o mediante la definición de umbrales específicos para cada banda. L8 cuenta con la banda de calidad QA\_RADSAT, pero S2 no, por lo que se utiliza el umbral de saturación proporcionado por la ESA.

### 3.2.3. MÉTODO DE DOBLE BANDA

La Figura 19 representa el procedimiento para la aplicación del método de doble banda, estructurado en dos etapas. Primero, en GEE se identifican los píxeles que cumplen con las condiciones necesarias para el análisis (descritas en la sección 2.5.1). Se extraen las PIT<sup>o</sup> para ambas bandas SWIR y luego, en GC, se aplica el método sobre los píxeles seleccionados.

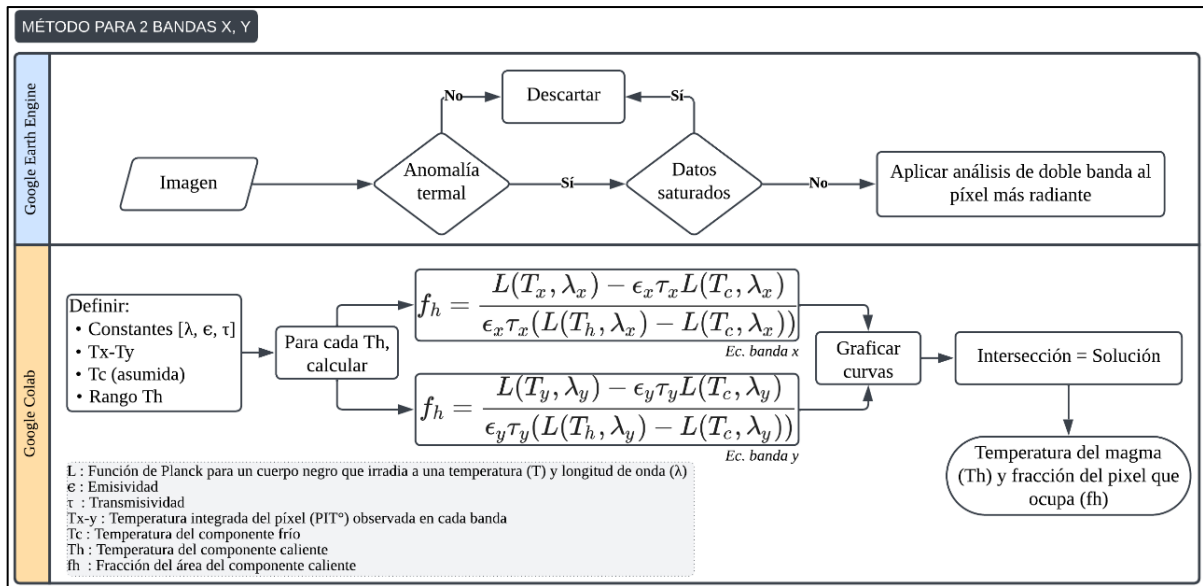


Figura 19. Diagrama de flujo método doble banda.

Para resolverlo, se emplea la solución gráfica propuesta por Harris (2013). Este enfoque consiste en establecer un límite superior e inferior para  $T_h$ . Para cada valor dentro de este rango, se calcula  $f_h$  en ambas bandas mediante el despeje de las Ec 4 y 5 (sección 2.5.1). Las curvas resultantes se grafican, y su intersección define la solución del sistema.

### 3.2.4. CORRECCIÓN DE ARTEFACTOS EN SENTINEL 2

Al procesar y analizar las anomalías detectadas, se identificó la presencia de *diffraction spikes*. Para abordar este problema, se busca replicar el ajuste estadístico desarrollado por Massimetti *et al.* (2020) y detallado en la sección 2.7.3.1. La Figura 20 muestra la metodología resultante.

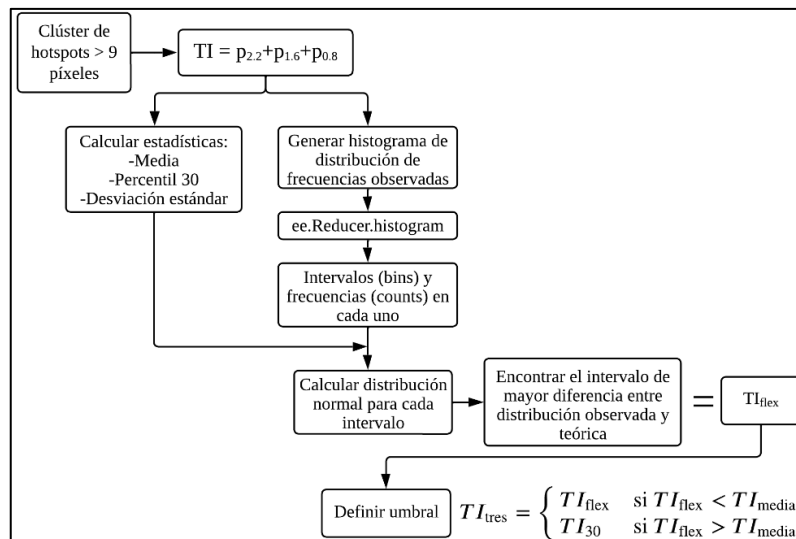
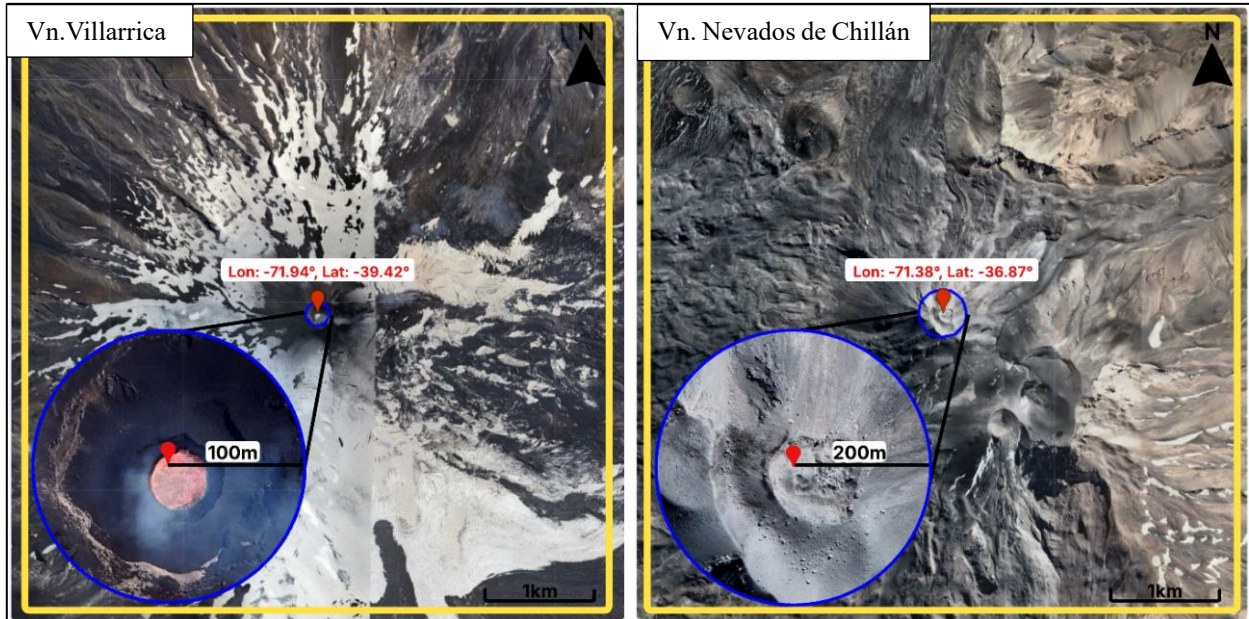


Figura 20. Diagrama de flujo eliminación de artefactos.

### 3.2.5. CONDICIONES DE FILTRADO Y PARÁMETROS ESPECÍFICOS

El punto de interés se define en el cráter del volcán y el área de interés como una geometría centrada ese punto. Inicialmente se consideró un cuadrado de 5x5 km (Figura 21) y posteriormente un círculo cuyo radio definido se explica en la sección de resultados.



**Figura 21. Punto y áreas de interés definida para cada volcán.** En amarillo un cuadrado de 5x5 km y en azul un círculo de radio 100 m (Vn. Villarrica) y 200 m (Vn. Nevados de Chillán).

En el caso del Complejo Volcánico Nevados de Chillán, el punto de interés se define en el cráter Nicanor, activo en el período evaluado. Para simplificar, desde ahora se menciona como Nevados de Chillán (NCh).

#### 3.2.5.1. Vn. Villarrica

El rango de fechas escogido es 01/01/2022 - 30/11/2024. Se filtra por las cuadrículas 232/87 y 233/87 en caso de L8 (capturadas en fechas distintas) y 18HYB para S2 (ver Figura 16).

Se excluyen las imágenes con 100% de nubosidad y aquellas con nubosidad mayor al 50% en el área de interés.

Para el cálculo de la PIT°, se puede definir una emisividad de 0.93 debido a su composición andesítica-basáltica y una transmisividad de 0.96 de acuerdo con los valores señalados por Harris (2013). Las imágenes de mapeo se mostrarán con estos parámetros. Las series de tiempo considerarán una PIT° de cuerpo negro.

### 3.2.5.2. Vn. Nevados de Chillán

La primera detección del algoritmo al evaluar el período desde diciembre de 2017 se realizó el 1 de enero de 2018, por lo que el rango de fechas definido es 01/01/2018 - 31/12/2019. Para L8 se filtra por la cuadrícula 233/85, que tiene la misma fecha de adquisición que 233/68. Para S2, la tesela T19HBV es única.

Se eliminan las imágenes con 100% de nubosidad. No se establece un filtro de nubosidad en el área de interés debido a la presencia recurrente de nubes volcánicas, relevantes en el período explosivo estudiado en este volcán. Este parámetro se mostrará en los gráficos resultantes.

Para el cálculo de la PIT°, se considera una emisividad de 0.80 debido a su composición dacítica y una transmisividad de 0.96 según los valores indicados por Harris (2013). Al igual que en el caso anterior, las imágenes de mapeo se generarán con estos parámetros, y las series de tiempo emplearán una PIT° de cuerpo negro.

En el análisis de doble banda, se utilizan los mismos parámetros de emisividad y transmisividad. Se asume una temperatura del componente frío (Tc) de 200°C y se define un rango de temperatura del componente caliente (Th) entre 201°C y 1200°C.

### 3.2.6. REGISTROS SUPERFICIALES Y SÍSMICOS

Los resultados se comparan datos superficiales y sísmicos, incluyendo las anomalías térmicas detectadas por MIROVA.

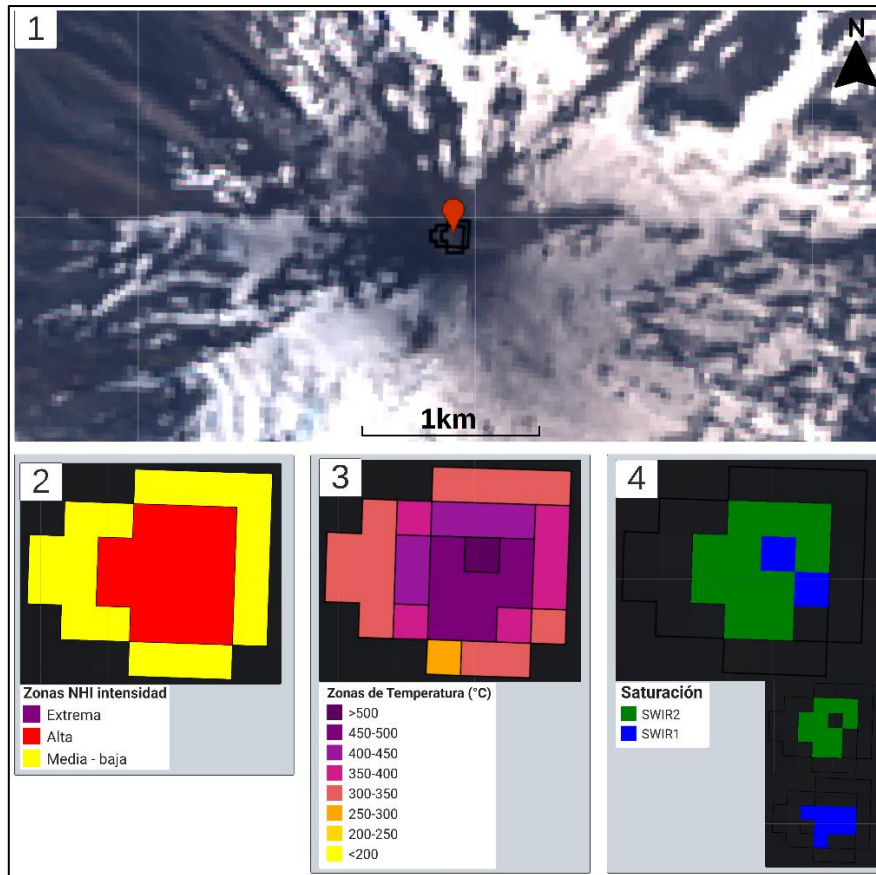
Para el Vn. Villarrica, no hay una recopilación de estos parámetros en el período evaluado. Los datos fueron solicitados a SERNAGEOMIN a través del portal de transparencia (comunicación personal, 28 de enero de 2025) y a MIROVA enviando un correo electrónico a Diego Coppola (comunicación personal, 13 de diciembre de 2024), quien los cedió e indicó que es material inédito. Todos estos datos se graficaron en GEE.

Para el Vn. Nevados de Chillán, Cardona *et al.* (2021) proporcionan un registro de los parámetros, excepto las anomalías MIROVA. Estas fueron extraídas de su base de datos, elaborada a partir de datos nocturnos del sensor MODIS y disponible en su página web hasta el 31 de diciembre de 2019.

Adicionalmente, se revisan los Reportes de Actividad Volcánica (RAV) emitidos por SERNAGEOMIN.

## 4. RESULTADOS

La Figura 22 muestra un ejemplo de implementación de las funciones creadas para la visualización de una imagen específica en el volcán Villarrica.



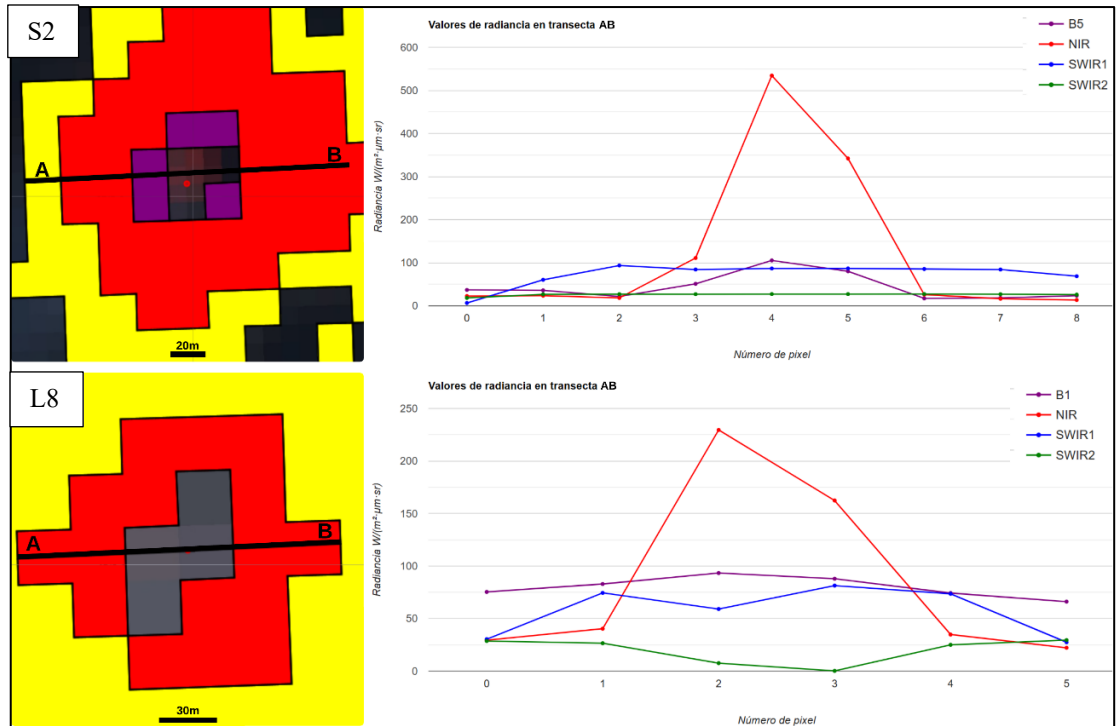
**Figura 22. Funciones de mapeo.** 1) Polígonos de zonas anómalas detectadas considerando un AOI de 5x5 km centrado en el POI (en rojo) 2) Caracterización NHI 3) T° en SWIR1 4) Píxeles saturados. Imagen de L8 con fecha 15/02/2024. Resolución de píxel de 30 m.

Estas se complementan con las funciones orientadas al análisis cuantitativo y su aplicación a colecciones de imágenes. Esto permite identificar tendencias y compararlas con la actividad volcánica reportada. En las secciones siguientes se presentan los resultados obtenidos para los volcanes seleccionados como casos de estudio y su integración con registros proporcionados por fuentes externas.

### 4.1. DETECCIÓN DE ANOMALÍAS: PATRONES OBSERVADOS Y AJUSTES METODOLÓGICOS

#### 4.1.1. PROBLEMA DE EXCLUSIÓN DE PÍXELES CENTRALES

Al aplicar el algoritmo NHI al volcán Villarrica, se observa que la exclusión de píxeles en el centro de la anomalía detectada es un patrón recurrente. La Figura 23 ilustra este efecto, junto con perfiles de radiancia realizados para píxeles en las transectas AB.



**Figura 23. Exclusión de píxeles en el centro de la anomalía y perfiles de radiancia en transecta AB.**

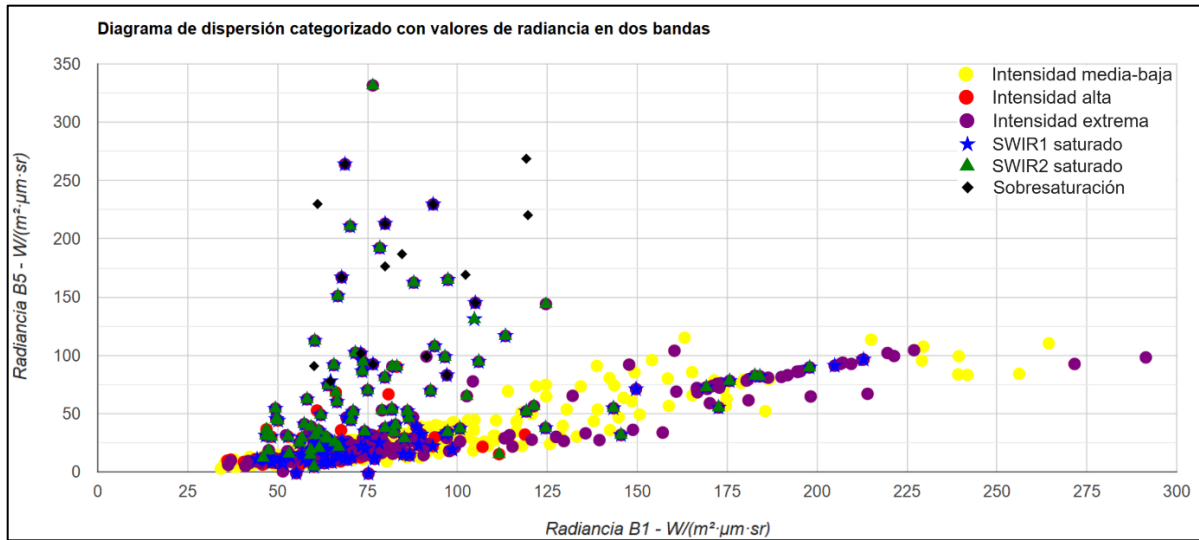
En el caso de S2, los píxeles 4 y 5 son excluidos porque, aunque cumplen con la condición de saturación nominal, superan el umbral de radiancia en B5 ( $70 \text{ W m}^{-2} \text{ sr}^{-1} \mu\text{m}^{-1}$ ) establecido en la prueba de píxeles extremos.

Para L8, se observa un comportamiento similar en los píxeles 2 y 3 en la banda análoga. Además, hay un descenso abrupto en los valores del SWIR, lo que sugiere una irregularidad adicional. Schroeder *et al.* (2016) documentaron este mismo efecto en imágenes de L8 al estudiar incendios activos, señalando que en condiciones extremas, cuando componentes de muy alta temperatura ocupan el píxel, el incremento de radiancia puede provocar el plegado del DN, también conocido como sobresaturación. Esta anomalía se manifiesta en valores anormalmente bajos en el SWIR, localizados en el núcleo de las anomalías térmicas.

Al eliminar el umbral de radiancia en la prueba de píxeles extremos se soluciona la exclusión para S2, pero no para L8 debido a que cuando se produce el efecto descrito, no se alcanza el valor de saturación nominal. No obstante, sí se detecta saturación radiométrica con la banda QA\_PIXEL.

Para evaluar la posibilidad de asignar una categoría NHI a los píxeles sobresaturados en L8, se realizó un análisis de dispersión considerando las radiancias en B1 y B5. Se identificaron manualmente los píxeles sobresaturados y se extrajeron sus valores. Además, se muestrearon, de

forma independiente, los valores de los píxeles con saturación radiométrica en SWIR1, SWIR2 y los detectados como anomalías NHI según su intensidad, sin aplicar el umbral de radiancia en B1 para los píxeles extremos. La Figura 24 muestra el diagrama resultante.



**Figura 24.** Diagrama de dispersión de píxeles con saturación radiométrica y sobresaturación en relación con zonas NHI en L8.

Los píxeles sobresaturados presentan valores bajos de radiancia en B1 y altos en B5, coincidiendo con anomalías NHI de intensidad extrema. Dentro de este mismo campo, también se observa saturación radiométrica en SWIR1 y SWIR2, aunque sus valores son dispersos. Particularmente, se distingue que algunos píxeles sobresaturados y con saturación radiométrica se encuentran próximos a las anomalías NHI de intensidad alta.

Por ello, para definir la categoría NHI se establece el orden de prioridad mostrado en la Figura 18 (sección 3.2.2.1.4). Un píxel es clasificado como extremo solo cuando no es detectado como anomalía NHI de intensidad alta ni media-baja, y cuando presenta saturación radiométrica en el SWIR.

#### 4.1.2. ARTEFACTOS ÓPTICOS

En el volcán Villarrica la presencia de *diffraction spikes* es recurrente, manifestándose como una anomalía en forma de cruz, ejemplo en Figura 25. En la misma se muestra el resultado del procedimiento estadístico descrito en la sección 3.2.4, donde, al filtrar los píxeles según el umbral establecido, se eliminan aquellos de intensidad media-baja, lo que hace que la anomalía adquiera una disposición más radial.

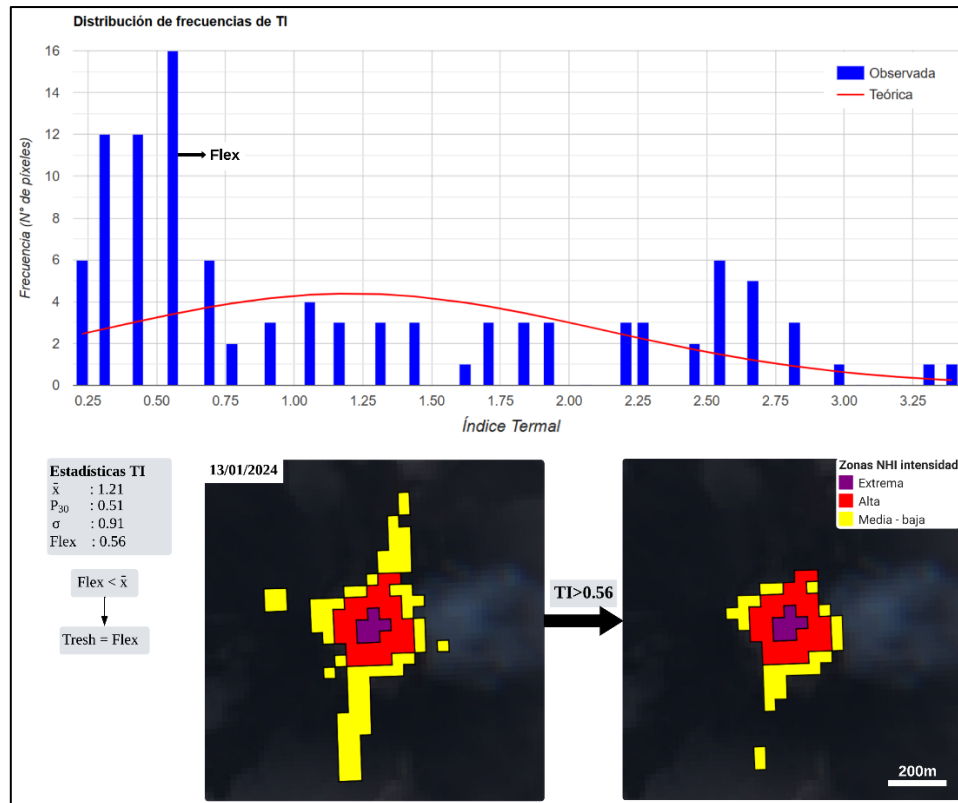


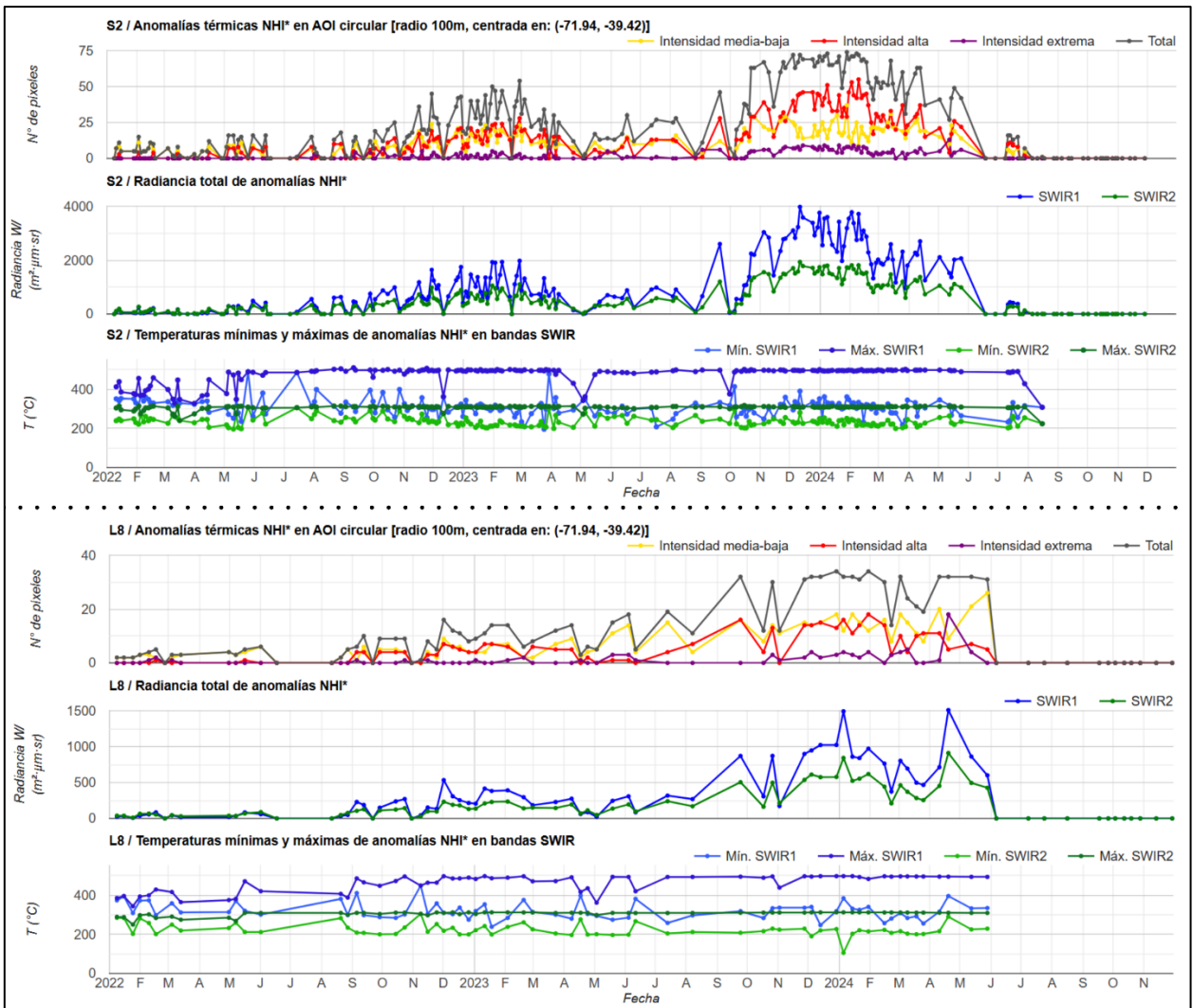
Figura 25. Método estadístico aplicado en una imagen S2 del Vn. Villarrica. Fecha 13/01/2024.

## 4.2. VN. VILLARRICA

### 4.2.1. SERIES DE TIEMPO

Al comparar el análisis entre un área de 5 km<sup>2</sup> (Anexo 4) y un área circular acotada, se observa que el número de píxeles varía considerablemente, pero las tendencias generales se mantienen. Debido a esto se restringió el análisis al cráter volcánico, priorizando las anomalías de intensidad alta y extrema para evitar interferencias de artefactos ópticos.

La Figura 26 muestra la evolución temporal obtenida al aplicar el algoritmo a un área de interés circular de 100 m de radio centrada en la cumbre del Vn. Villarrica (ver Figura 21). Se muestra la cantidad de píxeles térmicamente anómalos detectados incluyendo su categorización, la radiancia total calculada a partir de ellos y las temperaturas mínimas y máximas de las anomalías detectadas en el SWIR.



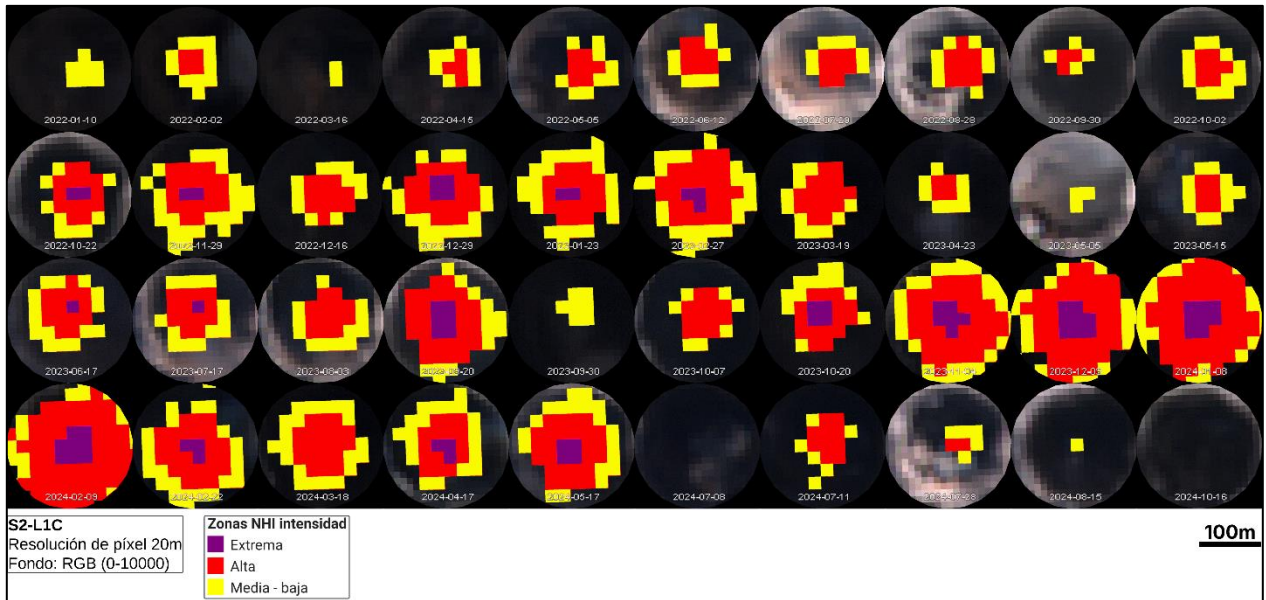
**Figura 26.** Evolución temporal de *hotspots* en el Vn. Villarrica obtenida con el algoritmo NHI\* (modificado de Genzano *et al.*, 2020) para ambas misiones satelitales. Se muestra la cantidad de píxeles detectados como anomalías térmicas, la radiancia total y las temperaturas mínimas y máximas en cada banda SWIR.

El análisis del número de anomalías térmicas NHI en S2 muestra una estabilidad relativa entre enero y octubre de 2022, con un ligero descenso en marzo. A partir de octubre de 2022, se observa un incremento progresivo, seguido de una disminución en marzo de 2023 y valores mínimos a inicios de mayo. Entre mayo y agosto de 2023, las anomalías experimentan fluctuaciones sin una tendencia clara, hasta que notablemente, durante septiembre se registra un valor elevado seguido de un descenso abrupto. Posterior a este *peak*, inicia la fase más notoria del período evaluado.

A partir de octubre, se observa una tendencia ascendente que alcanza valores máximos en los meses de diciembre de 2023, enero y la primera quincena de febrero de 2024, tras lo cual disminuye. En junio no se registran detecciones, y a partir del 11 de julio se identifican algunas

anomalías térmicas aisladas. La última detección ocurre en agosto, tras lo cual no se registran nuevos eventos.

La Figura 27 muestra el mapeo de estas detecciones, representativa de las tendencias observadas. La secuencia temporal completa se puede encontrar en el Anexo 5.



**Figura 27.** Mapeo de secuencia temporal de anomalías térmicas en el cráter del Vn. Villarrica. Ejemplos representativos.

Como se observa en la Figura 26, la radiancia total de las anomalías detectadas muestra tendencias equivalentes, reflejando variaciones en la intensidad de la emisión térmica. No obstante, las temperaturas máximas de los píxeles detectados están acotadas en torno a los 500°C en el SWIR1 y 300°C en el SWIR2, lo que indica que los datos alcanzaron la saturación. Esto elimina su fiabilidad cuantitativa e impide un análisis preciso de la distribución de temperaturas.

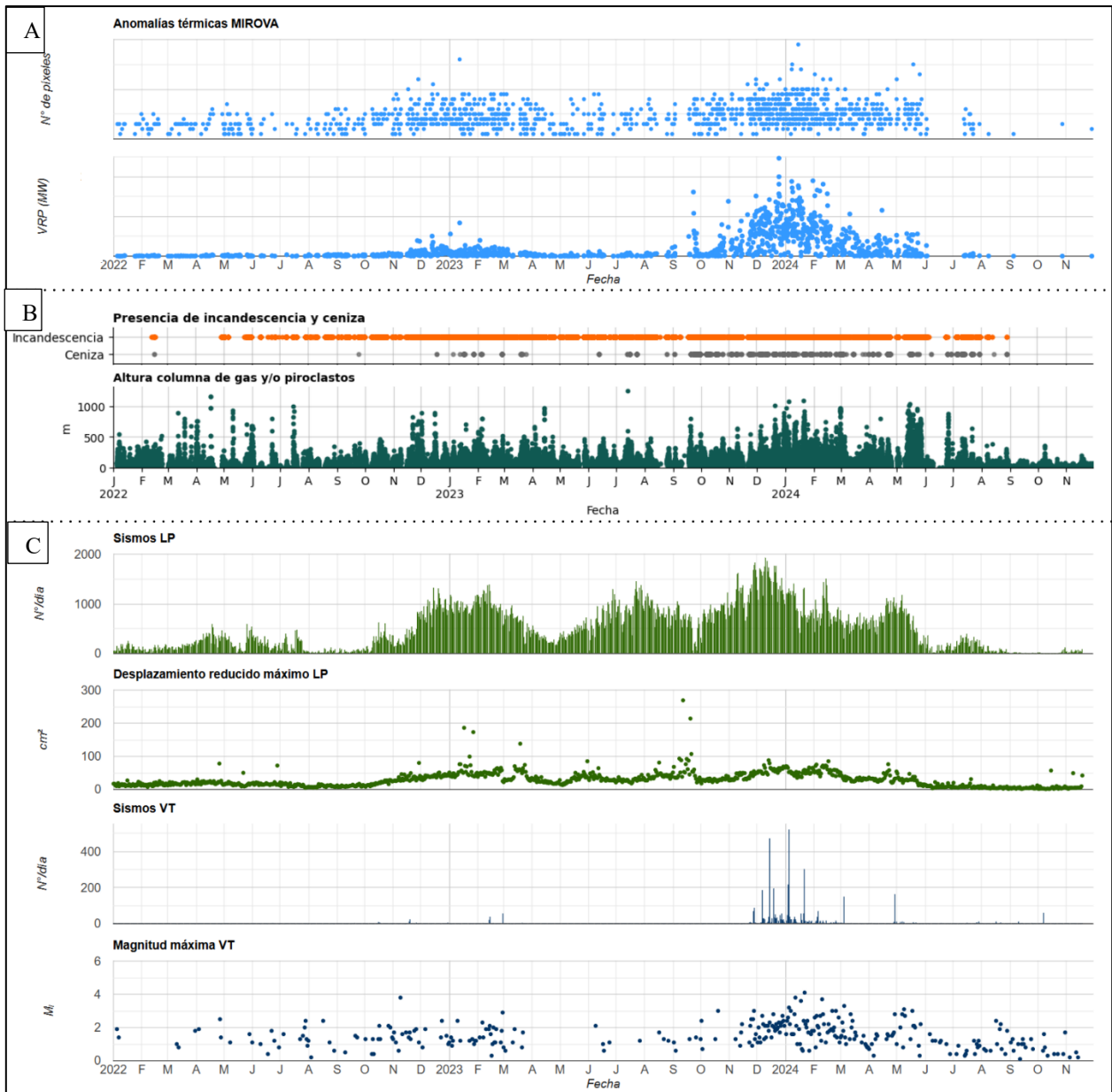
Si se representaran estos resultados en un mapa, la zonificación no reflejaría correctamente la estructura térmica. Como se muestra en la Figura 23, la saturación provoca una disminución en el valor digital del píxel, lo que puede generar una representación errónea donde las zonas de mayor intensidad no aparecen en el núcleo, sino desplazadas. Un ejemplo de este efecto se presenta en el Anexo 6.

Por otro lado, el análisis de L8 muestra que, a pesar de su menor resolución temporal, el número de anomalías detectadas sigue patrones similares a los observados en S2. Sin embargo, la radiancia calculada no refleja estas mismas tendencias, lo que evidencia el mayor impacto del efecto de

sobresaturación descrito en la sección 4.1.1, imposibilitando también un análisis fiable de la temperatura en este caso.

#### 4.2.2. FUENTES EXTERNAS

La Figura 28 muestra los gráficos de parámetros superficiales y sísmicos elaborados con datos proporcionados por MIROVA (material inédito protegido) y SERNAGEOMIN.



**Figura 28.** Registro de parámetros superficiales y sísmicos del Vn. Villarrica. A) Número de píxeles térmicamente anómalos y el Poder Radiativo Volcánico del sistema MIROVA. B) Presencia de incandescencia, emisión de ceniza y altura de la columna de gas y/o piroclastos captados por las cámaras de vigilancia. C) Sísmicidad Largo Período y Volcano-Tectónica.

Durante el período analizado, los RAV emitidos por SERNAGEOMIN documentaron desgasificación constante, predominantemente de vapor de agua, generando una columna blanquecina, que en ocasiones contenía pequeñas cantidades de ceniza y material piroclástico. También se registraron episodios de incandescencia asociados a la emisión de gases.

La actividad estromboliana, característica de este volcán, se manifestó en explosiones que expulsaron piroclastos hacia los alrededores del cráter y los flancos. Estos materiales volcánicos presentaron una granulometría variable, desde partículas de ceniza hasta fragmentos mayores, como bloques y proyectiles balísticos.

Los reportes también entregan información geomorfológica del lago de lava. Mediante fotointerpretación de imágenes satelitales Planet Scope y SkySat Collect se calcula el área expuesta del lago de lava, y con DEM de alta resolución se calcula su profundidad. La información extraída para el período octubre 2023 a septiembre de 2024, en el que se registraron las mayores fluctuaciones, se detalla en el Anexo 7 y se correlaciona en la siguiente sección.

#### 4.2.3. COMPARACIÓN

Las anomalías térmicas detectadas con el algoritmo muestran una buena correlación con los registros de MIROVA. En cuanto a otros parámetros superficiales, los eventos de incandescencia comienzan a manifestarse de manera recurrente desde mayo de 2022, y se presentan de forma sostenida entre octubre de 2022 y junio de 2024, coincidiendo con los períodos de mayor actividad térmica. Por otro lado, la presencia de ceniza es intermitente y se vuelve frecuente durante la fase de mayor actividad.

A lo largo del período evaluado, se observa una correlación destacada entre la cantidad de sismos LP y la evolución de las anomalías térmicas. Es notable que el desplazamiento reducido máximo registrado ocurre a mediados de septiembre de 2023, coincidiendo con el *peak* de anomalías mencionado. En cuanto a los sismos VT, se evidencia un aumento significativo entre mediados de noviembre de 2023 y marzo de 2024, período en el cual se registran sus mayores magnitudes.

La evolución de las anomalías térmicas en S2 muestra una correlación con los cambios en la superficie y profundidad del lago de lava reportados por SERNAGEOMIN. En octubre de 2023, cuando el lago comenzó a expandirse desde 50 m<sup>2</sup>, se registró un incremento en la detección de estas anomalías. A medida que su extensión aumentó, alcanzando 885 m<sup>2</sup> a finales de noviembre, la actividad térmica siguió una tendencia ascendente.

Este patrón persistió en diciembre, cuando, tras una leve reducción en la primera quincena (644 m<sup>2</sup>), el lago volvió a crecer hasta 795 m<sup>2</sup> hacia finales de mes, coincidiendo con un repunte en la detección. En enero de 2024, alcanzó su máxima extensión reportada de 1370 m<sup>2</sup> el día 6, en paralelo con los valores más altos de anomalías en la serie. Sin embargo, a partir del 12 de enero, su área se redujo a 790 m<sup>2</sup> el día 20, reflejado en una disminución en la actividad detectada por S2.

La tendencia descendente continuó en febrero, cuando la superficie osciló entre 794 m<sup>2</sup> el día 1 y aproximadamente 400 m<sup>2</sup> hacia el 25, evidenciando una reducción térmica progresiva. Desde marzo, la contracción del lago se hizo más notoria, con valores fluctuantes entre 192 y 443 m<sup>2</sup> debido a procesos de solidificación parcial, lo que se tradujo en variaciones en la detección de anomalías térmicas. En junio, su extensión alcanzó 542 m<sup>2</sup> en la primera quincena, pero en la segunda dejó de ser visible, coincidiendo con la ausencia de detecciones.

Para julio, la actividad se redujo considerablemente. El lago solo fue identificado tras una explosión el 10 de ese mes, cuando se expuso una superficie mínima de 23 m<sup>2</sup>, persistiendo en ese nivel hasta finales de mes, lo que coincide con las anomalías aisladas detectadas. Durante agosto y septiembre, no se registró su presencia, lo que concuerda con la ausencia de actividad térmica en ese período.

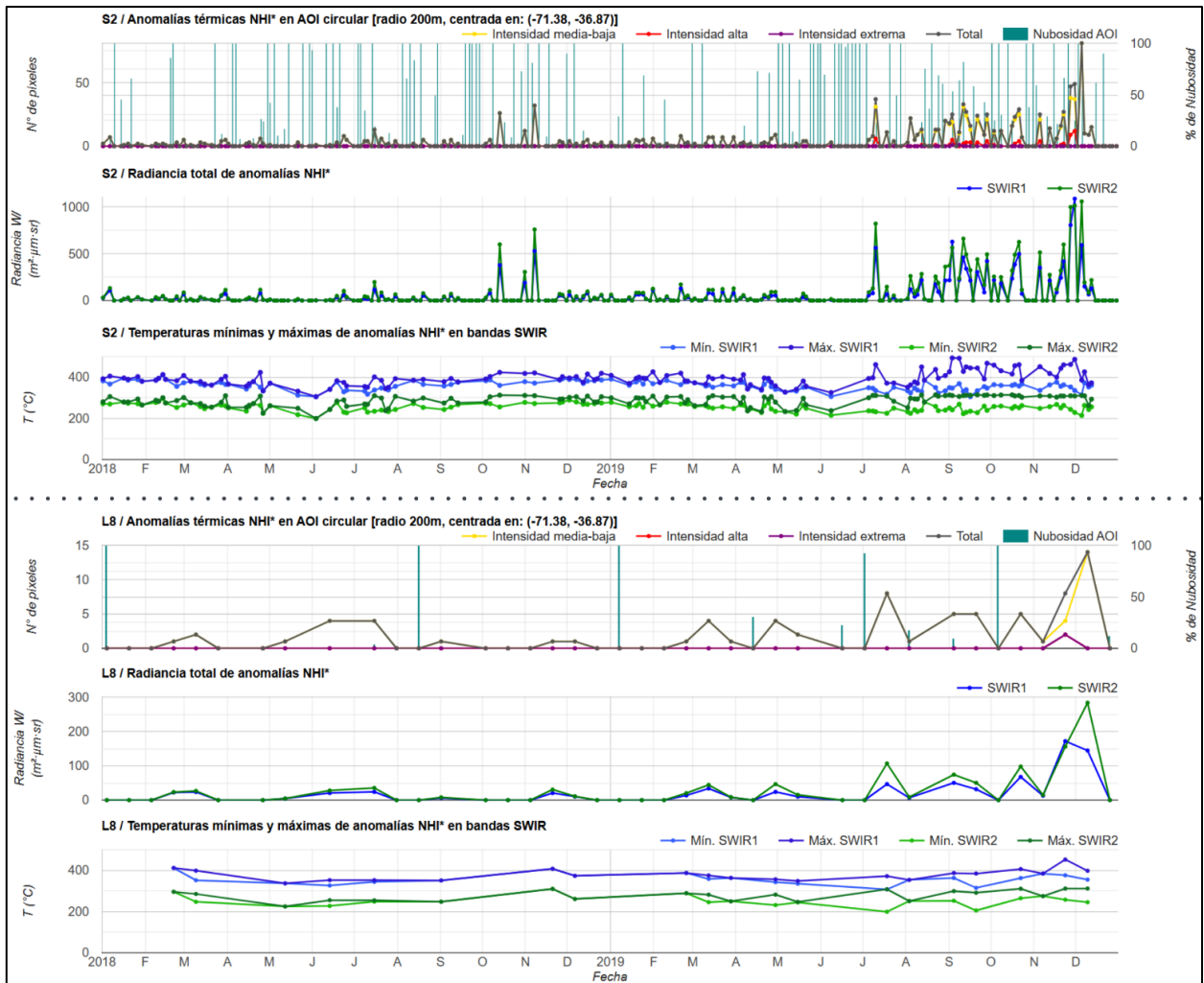
En cuanto a la profundidad, se hicieron estimaciones de 90 m en noviembre de 2023 y de 65 m en febrero de 2024. En mayo, se registró a 97 m. Para la segunda quincena de julio, se infiere que el lago se encontraba a mayor profundidad, dado que la superficie expuesta era mínima. Hacia finales de agosto, se estimó una profundidad de entre 100 y 150 m.

### **4.3. NEVADOS DE CHILLÁN**

#### **4.3.1. SERIES DE TIEMPO**

Al comparar el análisis entre un área de 5 km<sup>2</sup> (Anexo 8) y un área circular acotada, no se observaron variaciones en las anomalías detectadas. El área de interés se restringió para mostrar la mayor de ellas.

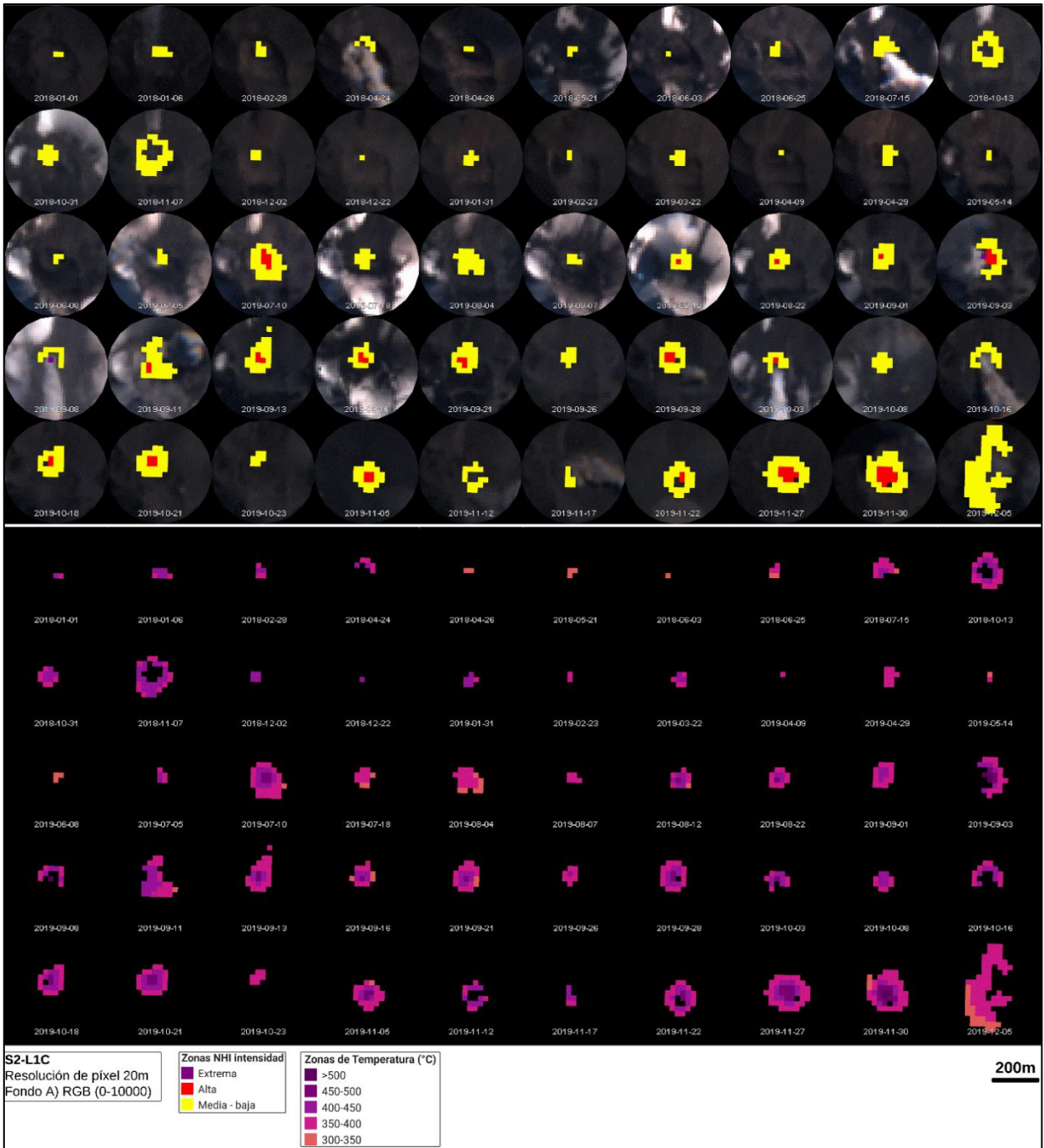
La Figura 29 muestra la evolución temporal obtenida en un área de interés circular de 200 m de radio centrada en el cráter Nicanor (ver Figura 21).



**Figura 29.** Evolución temporal de *hotspots* en el Vn. Nevados de Chillán obtenida con el algoritmo NHI\* (modificado de Genzano *et al.*, 2020) para ambas misiones satelitales. Se muestra la cantidad de píxeles detectados como anomalías térmicas, la radiancia total y las temperaturas mínimas y máximas en cada banda SWIR. Se incluye el porcentaje de nubosidad debido a posible interferencia de nubes volcánicas.

El análisis de anomalías térmicas en S2 muestra que durante 2018 no se experimentaron grandes fluctuaciones en la cantidad de píxeles detectados, con excepción de dos eventos puntuales registrados en octubre y noviembre. En 2019, esta tendencia continuó hasta julio, cuando se detecta una anomalía significativa. A partir de agosto, las fluctuaciones son recurrentes hasta diciembre.

El mapeo representativo de las detecciones se muestra en la Figura 30 y la secuencia temporal completa se encuentra en el Anexo 9.



**Figura 30.** Mapeo de secuencia temporal de anomalías térmicas en el cráter del Vn. NCh. Se muestra la categorización de zonas NHI y sus respectivas temperaturas en el SWIR1. Ejemplos representativos

El análisis de las temperaturas mínimas y máximas de las anomalías detectadas muestra fluctuaciones en todo el período analizado, aunque se aprecian diferencias notables entre ambas bandas SWIR, especialmente durante la fase de mayor actividad térmica desde agosto de 2019. En

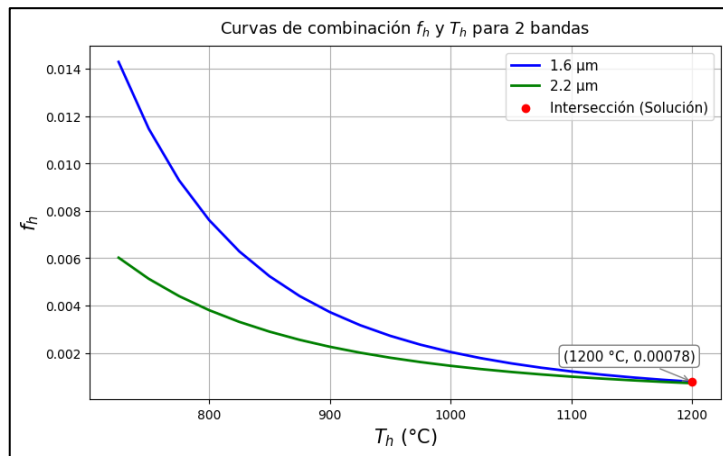
este período, el SWIR2 muestra temperaturas acotadas en torno a los 300°C, indicando saturación, mientras que SWIR1 exhibe fluctuaciones notorias. El mapeo de las temperaturas de las anomalías detectadas en esta última banda para los casos representativos también se muestra en la Figura 30.

En esa figura, también se aprecia que la detección de anomalías se ve condicionada por la presencia de nubes volcánicas.

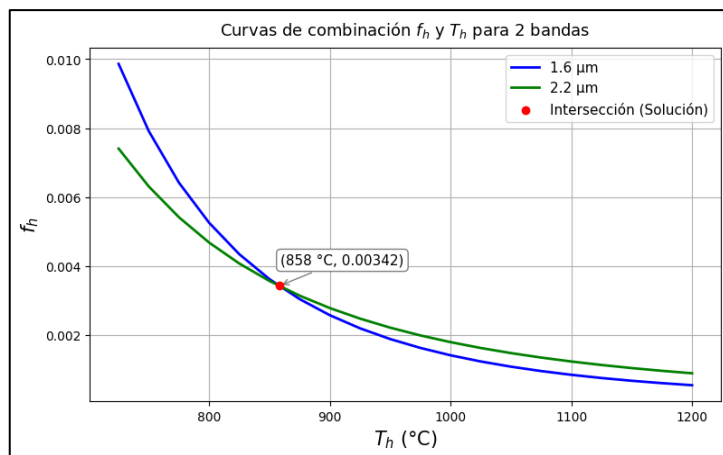
#### 4.3.2. DOBLE BANDA

Acorde a la teoría expuesta en la sección 2.5.1, este método es aplicable solo cuando hay dos componentes dentro del píxel, anomalías térmicas detectadas y datos no saturados. Esto descartó las imágenes que contenían nubes volcánicas y aquellas posterior a agosto de 2019 debido a la saturación en el SWIR2.

A continuación se presentan dos tipos de gráficos obtenidos al aplicar el análisis de doble banda.



**Figura 31.** Gráfico doble banda para imagen S2 con fecha 01/01/2018.



**Figura 32.** Gráfico doble banda para imagen S2 con fecha 23/06/2018.

En la Figura 31, el método no arroja una solución válida. La interpolación numérica muestra una intersección en el límite superior del rango de  $T_h$  definido ( $1200^{\circ}\text{C}$ ). Sin embargo, al ampliar este rango, la intersección se desplaza hacia temperaturas más altas, evidenciando que en realidad no hay un punto de intersección dentro del intervalo considerado.

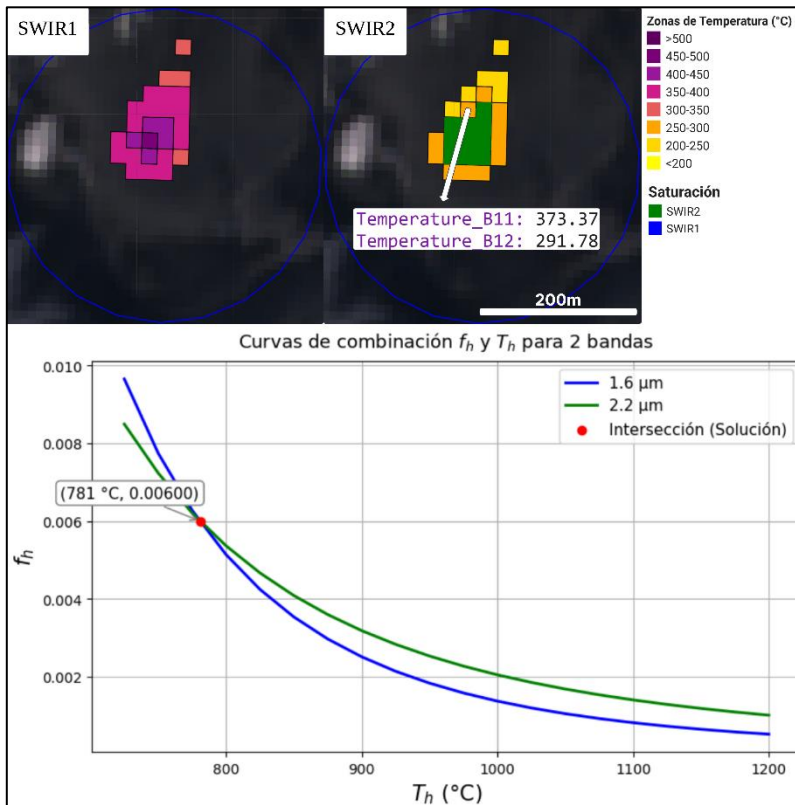
La Figura 32 muestra un ejemplo de solución del método, en la cual la intersección se encuentra dentro del rango de  $T_h$  evaluado, indicando una convergencia real.

La Tabla 3 muestra los casos en que se identificó una intersección dentro del rango de  $T_h$  evaluado, considerados soluciones válidas del método. Una tabla con todos los análisis se encuentra en el Anexo 10.

**Tabla 3. Soluciones del método de doble banda encontradas en NCh. Asumiendo  $T_c = 200^{\circ}\text{C}$ .**

<i>Satélite</i>	<i>Fecha</i>	<i>T</i> <i>SWIR1</i> ( $^{\circ}\text{C}$ )	<i>T</i> <i>SWIR2</i> ( $^{\circ}\text{C}$ )	<i>T<sub>h</sub></i> ( $^{\circ}\text{C}$ )	<i>fh</i> (%)
S2	26-01-2018	402.57	294.11	1176.55	0.1058
S2	23-02-2018	382.69	286.24	1002.66	0.1648
S2	05-03-2018	380.26	275.78	1149.20	0.0756
S2	16-04-2018	368.38	263.57	1198.05	0.0474
S2	21-05-2018	331.97	249.08	889.33	0.1033
L8	13-06-2018	352.36	255.21	1090.58	0.0536
S2	13-06-2018	341.16	243.50	1164.83	0.0292
S2	23-06-2018	374.56	289.30	858.07	0.3428
S2	25-06-2018	357.28	257.99	1117.94	0.0527
S2	08-07-2018	354.61	269.83	869.79	0.2024
L8	15-07-2018	352.32	254.32	1110.12	0.0488
S2	03-09-2018	378.25	274.17	1147.24	0.0731
S2	08-09-2018	393.61	297.45	987.02	0.2259
S2	13-09-2018	375.30	274.97	1080.81	0.0938
S2	25-11-2018	387.77	293.26	967.48	0.2242
L8	24-02-2019	387.08	288.93	1022.19	0.1624
S2	25-02-2019	379.64	290.53	903.01	0.2812
S2	10-03-2019	366.23	267.26	1078.86	0.0776
L8	12-03-2019	375.28	281.82	967.48	0.1723
L8	29-04-2019	356.45	278.75	781.86	0.4077
S2	29-04-2019	357.54	279.07	789.68	0.3931
S2	06-05-2019	327.21	232.80	1186.32	0.0189
S2	21-05-2019	352.32	266.09	895.19	0.1617
S2	08-06-2019	320.84	237.39	944.04	0.0549
S2	23-07-2019	371.80	283.00	904.96	0.2348
S2	02-08-2019	351.40	252.38	1137.47	0.0421
S2	04-08-2019	369.37	297.67	721.29	0.9150
S2	07-08-2019	377.15	294.46	826.80	0.4531
S2	09-08-2019	370.02	292.00	779.91	0.5605
L8	20-09-2019	384.45	291.25	951.85	0.2291

Si no se considerara el píxel más radiante en el análisis de doble banda, se podría buscar un píxel sin saturación espacialmente y aplicar el análisis. La Figura 33 ilustra esto aplicado a una anomalía que como se validará, corresponde a la primera colada de lava.



**Figura 33. Solución de doble banda para colada de lava.** Se muestra el mapeo de las zonas de temperatura y saturación en ambas bandas SWIR. Debido a la saturación en SWIR2, se aplica análisis a píxel más cercano (flecha blanca). Asumiendo  $T_c = 100^\circ\text{C}$ , se obtiene convergencia en  $T_h = 781^\circ\text{C}$  y  $f_h = 0.6\%$ . Imagen S2 con fecha 13/09/2019.

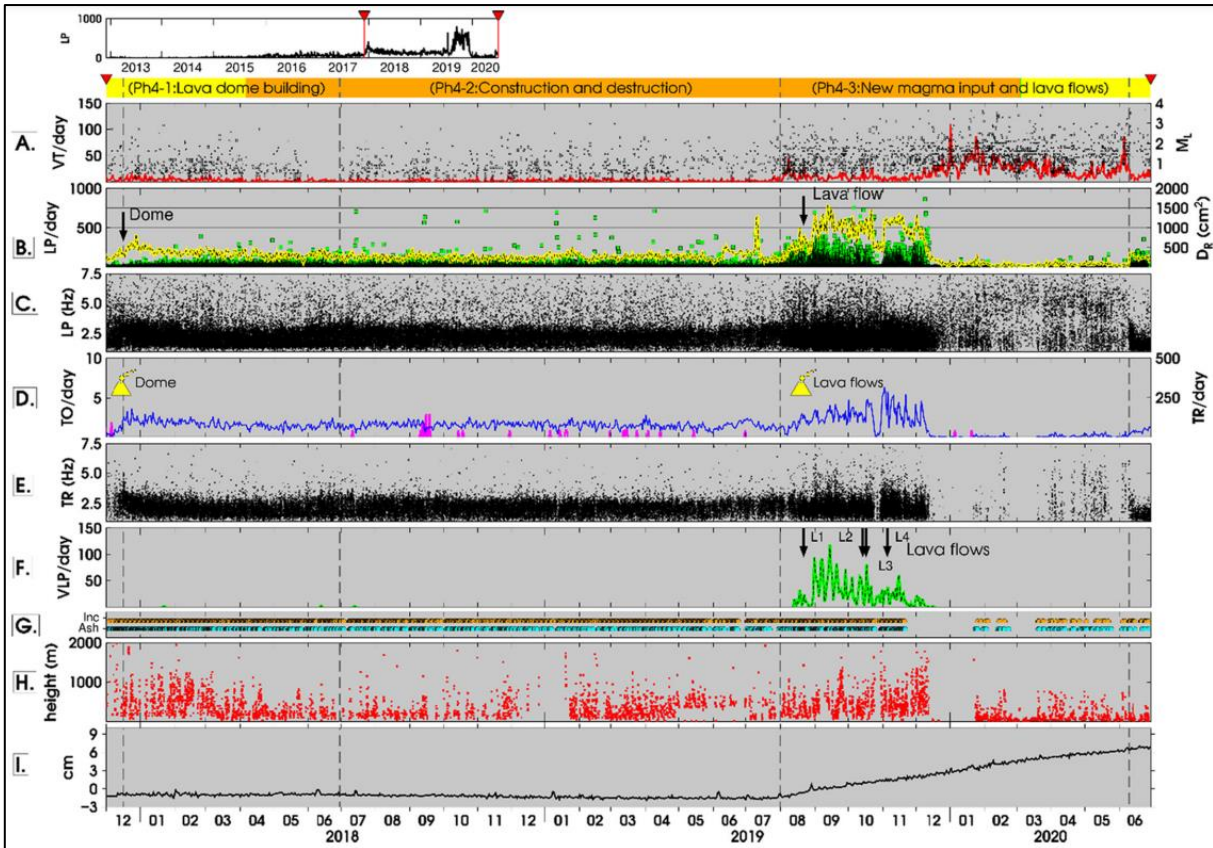
#### 4.3.3. FUENTES EXTERNAS

El seguimiento de los parámetros superficiales y sísmicos proporcionados por Cardona *et al.* (2021) y las fases definidas por estos autores, se muestran en la Figura 34. Las anomalías térmicas nocturnas detectadas por MIROVA se presentan en la Figura 35.

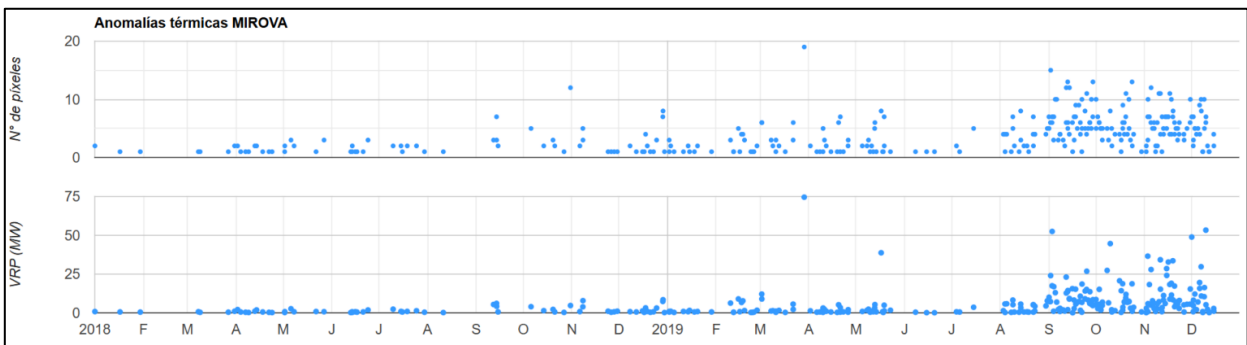
Cardona *et al.* (2021) identificaron las fases de crecimiento del domo, la alternancia entre su construcción y destrucción, así como la generación de flujos de lava, basándose en parámetros visuales y sísmicos. La presencia de estas características volcánicas en su momento fue detectada con sobrevuelos.

El primer registro ocurrió el 21 de diciembre de 2017, cuando se detectó una acreción incipiente de lava emitida por una fisura de 70 m de longitud, con orientación NO-SE, en el fondo del cráter Nicanor. El 9 de enero de 2018 se confirmó la presencia de la extrusión del domo.

En cuanto a las coladas de lava, los RAV emitidos por SERNAGEOMIN documentan que la primera fue identificada el 12 de septiembre, seguida por la segunda el 16 de octubre. El 12 de noviembre, se detectó la cuarta.



**Figura 34. Sismicidad y actividad superficial en NCh durante la fase magmática.** A) Eventos diarios tipo VT (línea roja) y Magnitud Local ML en puntos negros. B) Eventos diarios tipo LP (línea amarilla) y DR (círculo verde). C) Frecuencia dominante de los eventos LP en Hz. D) Eventos diarios tipo Tornillo (línea magenta) y tipo TR (línea azul); el ícono amarillo del volcán marca el inicio del flujo de lava. E) Frecuencia dominante de los eventos TR en Hz. F) Sismicidad diaria tipo VLP (línea verde); los flujos de lava se denominan L1 a L4 y están indicados con flechas negras. G) Incandescencia (círculo naranja) y emisión de cenizas (círculo cian). H) Altura de la columna en metros I) La línea negra muestra los cambios en la longitud de la línea base entre las estaciones GNSS FRE y NBL. Las líneas grises discontinuas indican los límites de las fases magmáticas. La barra de colores en la parte superior indica la alerta técnica volcánica. Extraído de Cardona *et al.* (2021).



**Figura 35. Registro de anomalías térmicas nocturnas detectadas por MIROVA en el Vn. NCh durante el periodo analizado.** Los datos fueron extraídos de su página web (<https://www.mirovaweb.it/?action=archive>) y graficados en GEE.

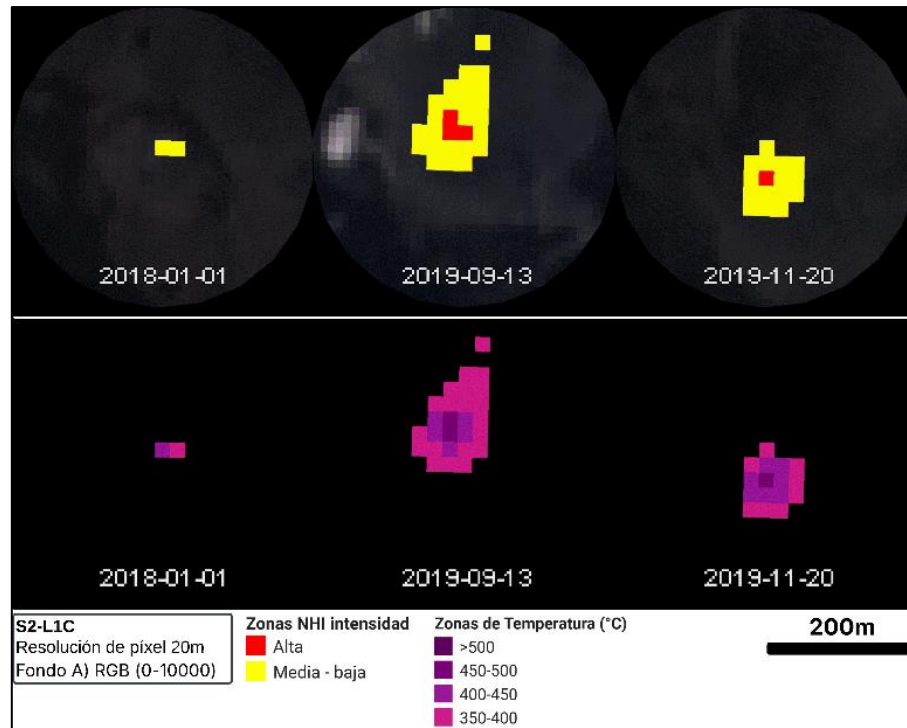
Los registros también indican que los primeros tres flujos se extruyeron desde un respiradero cercano al borde del cráter Nicanor, mientras que el cuarto fue emitido desde otro respiradero ubicado 60 m al SE, dentro del mismo cráter. Todas las coladas se depositaron en la ladera NE, adyacentes entre sí, pero su alcance fue variable, siendo la extensión máxima registrada inicialmente la de L1 con 600 m, seguida de L2 y L4 con 70 m (detalle en Anexo 11).

#### 4.3.4. COMPARACIÓN

La evolución de *hotspots* obtenida con el algoritmo NHI en S2 es, en términos generales, acorde a los reportes y fases definidas por Cardona *et al.* (2021). Durante las fases de construcción y destrucción del domo, la cantidad de píxeles detectados se mantuvo sin mayores fluctuaciones. Sin embargo, como se muestra en la Figura 30, la detección de anomalías se ve condicionada por la presencia de nubes volcánicas, que pueden obstruir parcial o totalmente la señal.

En relación con los *peaks* significativos detectados el 13 de octubre y el 7 de noviembre de 2018, el primero corresponde a una imagen adquirida a las 11:40 a.m., coincidiendo con una explosión documentada en los RAV a la misma hora. El 7 de noviembre, en tanto, es el día previo a un período de destrucción registrado por Cardona *et al.* (2021) el 8 de noviembre (Anexo 12).

A partir de julio de 2019, la detección de anomalías incrementa, coincidiendo con el inicio de la fase de extrusión de las coladas de lava. En este período, se logra mapear con éxito L1, dado que su forma y fecha de detección coinciden con los registros. Además, el análisis de *hotspots* muestra un desplazamiento de los píxeles de mayor intensidad desde la emisión de la primera colada hasta la última, en dirección SE. Este patrón es consistente con el cambio en la ubicación del centro de emisión documentado en el RAV. Para una mejor visualización de este proceso, se presenta la Figura 36.



**Figura 36. Mapeo de detecciones con el algoritmo.** Se muestra la ubicación de la primera detección y las correspondientes al período de extrusión de lavas.

En cuanto a la sismicidad (Figura 34) muestra un incremento progresivo durante la fase de extrusión de las lavas. Particularmente, es notable que el algoritmo NHI registró un *peak* el 10 de julio de 2019, lo que coincide con un aumento en el número de sismos LP documentado en esa fecha.

Durante el período analizado, la ocurrencia continua de explosiones limitó considerablemente la visibilidad del cráter, lo que se refleja en la altura de la columna eruptiva y la presencia constante de ceniza. En relación con MIROVA (Figura 34) se observa que a partir de septiembre de 2018, muestra un incremento en el número de anomalías que no son detectados mediante el algoritmo NHI.

## 5. DISCUSIÓN

### 5.1. EFECTIVIDAD DEL ALGORITMO

#### 5.1.1. VN. VILLARRICA

La presencia del lago de lava en el Vn. Villarrica genera una emisión térmica extremadamente alta, lo que provoca saturación en ambas bandas SWIR de S2 y L8. Esto impide un análisis cuantitativo completamente confiable de radiancia y temperatura. Sin embargo, el algoritmo NHI permite caracterizar con éxito las anomalías en términos de intensidad, lo que resulta especialmente útil en dicho caso. Un estudio realizado por Marchese *et al.* (2022) en el Vn. Kilauea demostró la efectividad del NHI en condiciones comparables; en diciembre de 2020, una nueva erupción en el cráter Halema'uma'ua dio origen a un lago de lava, que continuó siendo alimentado por emisiones en los días siguientes. Al comparar los mapeos del NHI con imágenes térmicas del USGS, se confirmó que el algoritmo logró identificar con precisión la zonificación térmica, detectando píxeles extremos en la zona de alimentación del lago y permitiendo distinguir islas de lava solidificada flotando sobre su superficie. Estos hallazgos refuerzan la aplicabilidad del NHI en la caracterización de anomalías térmicas en volcanes con lagos de lava, como en el caso del Villarrica.

Además, la discriminación de anomalías térmicas es efectiva. En la Figura 22 se observa que el algoritmo permite diferenciarlas de otras superficies con alta reflectividad, como la nieve. Asimismo, el mapeo de píxeles saturados es un recurso valioso, ya que indica con claridad las áreas donde los datos pierden fiabilidad, permitiendo evaluar sus limitaciones con precisión.

A pesar de que la alta emisión térmica genera artefactos ópticos y radiométricos en ambas misiones satelitales, estos pueden manejarse con distintos enfoques. En S2, los *diffraction spikes* pueden reducirse mediante un enfoque estadístico basado en la metodología de Massimetti *et al.* (2020). Aunque no se eliminan completamente, como se observa en la Figura 25, la reducción es notable, especialmente en los píxeles de intensidad media-baja detectados por el algoritmo NHI. Por otro lado, en L8, la sobresaturación puede ser manejada mediante la banda de saturación radiométrica, lo que resulta una opción viable cuando los valores de saturación nominales no son alcanzados.

Uno de los avances significativos en este análisis es la optimización de la detección de píxeles extremos. La implementación del umbral de radiancia en el algoritmo NHI originalmente generaba la exclusión de píxeles en el centro de la anomalía. Sin embargo, al ajustar este criterio, se logró resolver esta limitación sin generar falsas detecciones. Como se observa en la secuencia del Anexo

5, la eliminación de este umbral ocasionalmente produce que se detecten anomalías en presencia de desgasificación dentro del cráter, lo que podría generar dudas de su efecto en presencia de nubes.

En el Anexo 13, se ilustran casos de las diferencias encontradas al eliminar el umbral y aplicar el algoritmo sin aplicar el filtro de nubosidad. Allí se observa que en presencia de nubes meteorológicas y anomalía térmica, el píxel es considerado extremo, pero esto no se genera si estas no coexisten. Esto indica que la presencia de nubosidad no impide necesariamente la detección de anomalías térmicas, pero debe considerarse que, para que una anomalía sea detectada a través de las nubes, su intensidad debe ser alta. En este sentido, la implementación del filtro de nubosidad en el presente estudio no solo excluye los casos en los que la detección de anomalías coincide con la presencia de nubes, sino que también previene falsos negativos.

Dado que la detección de anomalías de anomalías NHI de intensidad media-baja es altamente sensible a los artefactos que se generan cuando la emisión térmica es alta, un posible enfoque es limitar el área de interés y/o priorizar la detección de intensidades alta-extrema en estos casos. En el Vn. Villarrica, este enfoque no afectó las tendencias observadas, asegurando que la información obtenida continúe siendo representativa.

De acuerdo con lo expuesto en la sección 4.2.3, las fluctuaciones en las anomalías detectadas son acordes a las del lago de lava y muestran una buena correlación con el sistema MIROVA. Aunque el número de píxeles detectados excede la cantidad esperada en base a la superficie expuesta, este resultado se explica por la presencia de un efecto de halo térmico. Este fenómeno, ampliamente documentado en estudios previos de teledetección, ocurre cuando el calor emitido por una fuente térmica intensa se transfiere a los alrededores, generando un gradiente térmico detectable por los sensores satelitales. Por lo tanto, es previsible que el área detectada sea mayor que la superficie realmente expuesta, y este comportamiento debe tenerse en cuenta.

#### 5.1.2. VN. NEVADOS DE CHILLÁN

De acuerdo con lo expuesto en la sección 4.3.4, el algoritmo logró mapear con precisión la ubicación del domo, las coladas de lava y la migración del foco de emisión, evidenciando una correspondencia clara con las observaciones en terreno. El NHI fue efectivo para caracterizar la intensidad de las anomalías detectadas en diferentes fases eruptivas; durante la extrusión del domo, se identificaron anomalías de intensidad media-baja, y en el período de extrusión de las lavas, de intensidad alta.

Estas características volcánicas no siempre alcanzaron valores de saturación, lo que permitió el análisis de temperatura. Cuando no se produjo la saturación en las bandas SWIR, se pudo aplicar el método de doble banda y hacer la desmezcla de píxel en el domo de lava, obteniendo valores de  $T_h$  de 721 a 1198°C, y de  $f_h$  0.0189 a 0.9150%, con rango de temperaturas acorde al de una lava de composición dacítica. En los casos en que no se logró la resolución de este método, significa que una de las suposiciones es falsa. Si la fracción del *hotspot* es muy pequeña y no hay un límite teóricamente razonable para su temperatura, implicaría que toda la superficie es corteza y no hay lava expuesta.

Los valores de saturación alcanzados durante la fase de extrusión de las lavas impiden aplicar este método en el centro de emisión. Como se muestra en la Figura 33, una vía en estos casos es analizar los píxeles circundantes. En el RAV del 12 de septiembre, SERNAGEOMIN indica las mediciones de  $T^\circ$  que se hicieron para esta primera colada de lava con la cámara térmica, entregando temperatura superficial de 800°C en el cráter activo y 100°C en el flujo de lava. En este caso, el uso de  $T_c = 100^\circ\text{C}$  estaría respaldado.

Aún en las ocasiones en que se produjo la saturación en SWIR2 y el método no se aplicó, el SWIR1, con su mayor rango de detección, resultó ser una herramienta valiosa para analizar la distribución espacial de las zonas de temperatura.

Por otro lado, la actividad explosiva frecuente y la consecuente presencia de nubes volcánicas representan un desafío al obstruir la señal térmica. Sin embargo, el cálculo del porcentaje de nubosidad permitió identificar y cuantificar estas interferencias, facilitando una mejor evaluación de su impacto en los resultados.

Es importante mencionar que la acreción de lava en la fisura del cráter Nicanor se reportó el 21 de diciembre de 2017, mientras que la primera detección del algoritmo corresponde al 1 de enero de 2018. Además, si bien se identificó el período de extrusión de las lavas, no se registró completamente su avance. La forma de L1, cuya extensión fue cercana a 600m, quedó de manifiesto solo durante las primeras detecciones y de manera subestimada. Esto plantea interrogantes sobre el límite de detección, el cual podría estar influenciado por las tasas de extrusión y/o avance de estas características volcánicas, además del momento de paso del satélite.

## **5.2. CORRELACIÓN CON PARÁMETROS SÍSMICOS Y SUPERFICIALES**

Los resultados obtenidos evidencian una correlación significativa entre las anomalías térmicas detectadas por el algoritmo y el registro de parámetros superficiales y sísmicos en ambos volcanes.

En el Vn. Villarrica, la relación entre la actividad térmica y las fluctuaciones del nivel del lago de lava es clara, ya que el número de detecciones son acordes a la superficie expuesta del mismo. En NCh, la evolución térmica es congruente con las fases eruptivas documentadas.

En general, se observó una buena correlación entre las detecciones del algoritmo y las de MIROVA, lo que valida los resultados y representa una ventaja respecto a dicho sistema debido a la mayor resolución espacial de L8 y S2. Aunque en NCh se detectaron variaciones significativas durante la fase de construcción y destrucción del domo, esta variabilidad podría explicarse por el momento de adquisición de las imágenes, ya que durante este período la recurrencia de explosiones limitó la visibilidad del cráter y afectó las detecciones. Los datos de MIROVA son nocturnos, por lo que las anomalías podrían corresponder a episodios de incandescencia.

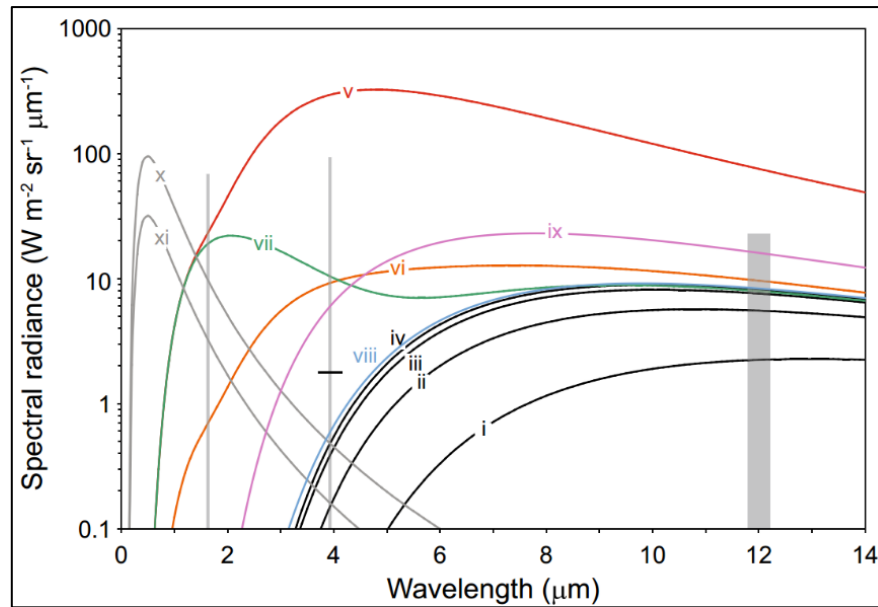
Las tendencias observadas en las series de tiempo también son acordes a las del registro multiparamétrico. Existe una correlación notable entre anomalías térmicas detectadas y eventos sísmicos de tipo LP, resultado que es particularmente relevante, ya que refuerza la relación entre la actividad térmica y la dinámica interna del sistema volcánico.

### **5.3. LÍMITES DE DETECCIÓN**

#### **5.3.1. FACTORES**

La detección de anomalías térmicas se limita por diversos factores. Para ilustrar esto, se presenta la Figura 37. En ella, se muestra la radiancia emitida por distintas superficies cubriendo el campo de visión instantáneo (IFOV) del sensor (equivalente al tamaño de píxel) en distintas proporciones.

Las curvas en negro representan escenarios de fondo, como nubes o suelo, mientras que las curvas de color corresponden a fuentes volcánicas con distintas temperaturas y tamaños relativos dentro del IFOV. Además, se muestra el efecto de la radiación solar reflejada (curvas grises) que puede interferir con la detección en imágenes adquiridas durante el día. Se incluye también el límite de detección de MODIS.



**Figura 37. Longitud de onda versus radiancia para superficies con diferentes características térmicas.** (i) a (iv): suelo a  $-50$ ,  $-5$ ,  $15$  y  $20$   $^{\circ}C$ , respectivamente. (v): flujo de lava que llena el IFOV con una corteza a  $600$  K y a  $1400$  K, ocupando el  $0,01$  % de la superficie del flujo. (vi): flujo de lava que llena solo el  $3$  % del IFOV (con el resto del píxel a  $15$   $^{\circ}C$ ), con una corteza a  $600$  K y grietas a  $1400$  K, ocupando el  $0,01$  % de la superficie del flujo. (vii): fuente a  $1400$  K ocupando solo el  $0,1$  % del IFOV, con el resto del área a  $15$   $^{\circ}C$ . (viii): fuente a  $100$   $^{\circ}C$  que ocupa el  $1$  % del IFOV, con el resto a  $15$   $^{\circ}C$ . (ix): fuente a  $100$   $^{\circ}C$  que ocupa el  $50$  % del IFOV, con el resto a  $15$   $^{\circ}C$ . (x) y (xi): la cantidad de luz solar reflejada por píxeles con reflectividades del  $5$  % y  $10$  %, respectivamente. Las barras verticales grises muestran los rangos dinámicos de los canales MODIS de  $1,6$   $\mu m$  (SWIR, banda 6),  $3,959$   $\mu m$  (MIR, bandas 21 y 22) y  $12,02$   $\mu m$  (TIR, banda 32), con la parte superior de la columna igual a la radiancia máxima medible. La línea negra horizontal en la barra gris de  $3,959$   $\mu m$  indica la radiancia por encima de la cual la banda 22 de MODIS se satura. Extraído de Poland et al. (2020).

La curva roja muestra el caso ideal en que un flujo de lava activa llena el IFOV del sensor. En este caso, la radiancia emitida alcanza niveles que facilitan su detección, y es mucho mayor en el SWIR y MIR que en el TIR.

Sin embargo, en la práctica, muchas fuentes térmicas no llenan un píxel completo del sensor. Esto se ilustra con la curva naranja, que representa un flujo de lava activo que solo ocupa un  $3\%$  del IFOV del sensor. En este caso, la radiancia total disminuye considerablemente ya que el píxel está dominado por el fondo frío. La emisión térmica sigue siendo detectable en las bandas MIR y SWIR, pero la señal en el infrarrojo térmico (TIR) es mucho más tenue.

La curva verde representa un caso en que hay lava ocupando el  $0,1\%$  del IFOV. A diferencia de los casos anteriores, la radiancia emitida en el TIR es prácticamente indistinguible del fondo frío,

lo que significa que un sensor térmico con resolución baja podría no detectar esta anomalía si solo utiliza bandas del infrarrojo térmico.

No obstante, aún a longitudes de onda cortas, para datos diurnos, las anomalías que ocupan un pequeño porcentaje del píxel pueden no ser detectadas si la luz reflejada es mayor que su emisión térmica. Las curvas grises muestran como la señal detectada por el sensor puede estar dominada por la luz solar reflejada del fondo en lugar de la radiancia térmica de la característica volcánica. En el caso de fuentes térmicas de temperatura moderada (curvas azules y rosado) este efecto es aún más crítico.

La Figura 37 también permite ilustrar las ventajas y desventajas de sensores de alta resolución espacial (como los de L8 y S2) frente a sensores de baja resolución (como los de MODIS).

Los sensores de L8 y S2 tienen una resolución que permite detectar fuentes térmicas pequeñas. Sin embargo, sus umbrales de saturación de radiancias en 71.3 y 70 en SWIR1, y 24.3 y 24.5 en SWIR2 (medidas en  $W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{-1}$ ), impiden medir correctamente radiancias superiores a esos valores. Por otro lado, en fuentes a temperaturas moderadas, no se produce saturación, pero la sensibilidad en SWIR es baja, lo que dificulta su detección.

En contraste, sensores como MODIS resultan útiles cuando la fuente es extensa y/o de gran intensidad térmica, ya que la posibilidad de saturación se reduce. Sin embargo, cuando la fuente es pequeña, la señal térmica se diluye con la radiancia de fondo, dificultando su detección. Además, la baja resolución espacial reduce la precisión en la estimación del tamaño y ubicación de la fuente térmica.

### 5.3.2. RELACIÓN CON CARACTERÍSTICAS VOLCÁNICAS

La tasa de efusión y/o velocidad del flujo de lava juegan un papel crucial en la pérdida de calor y el enfriamiento del material emitido (Harris *et al.*, 2007), afectando la proporción entre lava incandescente y corteza en la superficie del flujo.

Los lagos de lava, como el del volcán Villarrica, se caracterizan por presentar anomalías térmicas constantemente elevadas dentro del cráter volcánico, causadas por un cuerpo de magma expuesto y en circulación (Harris *et al.*, 1999 *in* Gray *et al.*, 2019) en la que la nueva lava asciende desde el interior mientras que la lava superficial más fría se vuelve más densa que la roca fundida circundante y se hunde (Lockwood & Hazlett, 2010). En consecuencia, pueden presentar una cobertura superficial en estado mayormente fundido, que lleva a saturación del sensor.

Los domos de lava suelen presentar tasas de efusión bajas. En el caso del domo en NCh, Moussallam *et al.* (2021) estimaron tasas de efusión máximas de 0.0201 m<sup>3</sup>/s en enero de 2018 que disminuyeron hasta 0.00116 m<sup>3</sup>/s en junio de 2019. Esta baja tasa de extrusión favorece una mayor proporción de corteza sólida en comparación con lava incandescente, reduciendo la posibilidad de saturación. No obstante, si la fracción de lava activa es demasiado baja, la emisión térmica se diluirá con el fondo frío, volviendo la anomalía indetectable.

Cuando la lava comienza a fluir, la pérdida de calor varía a lo largo del flujo dependiendo del tiempo de exposición y la distancia desde la fuente. En NCh, las coladas de lava en bloque presentaron un avance inicial de aproximadamente 20-30 m/día, velocidad que fue disminuyendo (detalle de RAV en Anexo 11). Cerca del respiradero, estas coladas pueden comportarse como un fluido viscoso (Sigurdsson *et al.*, 2015), pero se produce una transición hacia el frente, donde la lava se va solidificando. La detección se ve limitada en dos escenarios; cuando la emisión térmica es demasiado alta y genera saturación, lo que ocurre en el cráter o en los primeros metros del flujo, y cuando la lava se ha enfriado lo suficiente para volverse indetectable, lo que sucede en el frente tras su solidificación.

### 5.3.3. IMPLICANCIAS

Los límites de detección en la teledetección volcánica están intrínsecamente determinados por la naturaleza de la característica eruptiva y la intensidad de la emisión térmica, generando un equilibrio entre resolución espacial y temporal que conlleva ventajas y limitaciones según el sensor utilizado. Los sistemas con alta resolución temporal y baja resolución espacial permiten una observación continua y cuantificable de la actividad, minimizando la saturación de los sensores, aunque a costa de un mapeo menos detallado. En contraste, los sensores de alta resolución espacial y baja resolución temporal ofrecen una localización precisa de los focos de emisión y la zonificación térmica, pero con un mayor riesgo de saturación. Sin embargo, ante eventos explosivos inesperados, incluso una alta resolución temporal puede resultar insuficiente para una detección oportuna.

Esto deja de manifiesto que la teledetección infrarroja, si bien es una herramienta fundamental en el monitoreo volcánico, no puede ser empleada de manera aislada, y requiere complementariedad.

#### 5.4. IMPORTANCIA DEL REGISTRO MULTIPARAMÉTRICO EN EL MONITOREO VOLCÁNICO

La combinación de registros térmicos y sísmicos puede proporcionar información clave sobre la profundidad del magma y los procesos internos del volcán. Las primeras señales de actividad volcánica son comúnmente sísmicas, ya que la manifestación térmica del magma solo se detecta una vez que este se encuentra lo suficientemente cerca de la superficie para generar un aumento medible en la radiación térmica.

En este trabajo, se encontró una correlación notable entre sismicidad LP y anomalías térmicas, relación que ha sido ampliamente estudiada debido a su potencial en la predicción de erupciones. La sismicidad de baja frecuencia difiere de otras señales sísmicas porque se originan en un límite entre un fluido, como magma o gas, y la roca sólida circundante, proporcionando un vínculo directo entre las observaciones en la superficie y los procesos físicos que operan en conductos y diques llenos de magma. Se han propuesto varios mecanismos desencadenantes, incluyendo interacción magma-agua, movimiento de *stick-slip* de tampones de magma en el conducto con fractura por cizallamiento, inestabilidades del flujo de magma y liberación periódica de mezclas de gas y ceniza en grietas abiertas (Neuberg *et al.*, 2006). Diversos trabajos han demostrado que los eventos LP están vinculados con el ascenso de magma, mientras que las anomalías térmicas reflejan su proximidad a la superficie (McNutt & Roman, 2015; Thompson *et al.*, 2022).

De esta forma, la relación entre sismicidad y anomalías térmicas puede proporcionar información sobre la profundidad del magma. Si la sismicidad volcánica aumenta sin un cambio correspondiente en las mediciones térmicas, es probable que esté relacionada con un proceso profundo (Girona *et al.*, 2021 *in* Thompson *et al.*, 2022). Cuando se observa un aumento térmico simultáneo con sismicidad, es indicativo de que el magma está cerca de la superficie y alcanza una profundidad donde transfiere calor de manera detectable, interactuando con materiales superficiales o generando emisiones térmicas medibles.

Es importante considerar que, si bien la mayoría de las erupciones son precedidas por un incremento sísmico, una actividad sísmica intensa también puede estar asociada con una intrusión magmática que no necesariamente lleva a erupción (McNutt & Roman, 2015). Las características de la sismicidad pre-eruptiva pueden variar significativamente según el tipo de volcán, su estado (abierto o cerrado), la morfología de sus conductos magmáticos y las propiedades de los fluidos presentes en ellos (Lénat, 2022).

Para diferenciar entre procesos que podrían conducir a una erupción y aquellos que no, es fundamental contar con mediciones de referencia de varios años, lo que permite caracterizar los niveles de fondo del volcán. El reconocimiento de correlaciones, o la ausencia de ellas, entre distintos parámetros, como los datos sísmicos y térmicos, no solo amplía el conocimiento sobre los procesos volcánicos, sino que también constituye una herramienta complementaria clave para su monitoreo.

## 5.5. INCERTIDUMBRES

Los efectos atmosféricos constituyen una fuente significativa de incertidumbre. En el presente trabajo se trabajó con radiancias TOA, y los ajustes de transmisividad atmosférica se hicieron con un valor promedio para el SWIR entregado por Harris (2013). Estudios avanzados utilizan MODTRAN para estimar este parámetro con precisión, pero esta herramienta es de pago y no pudo utilizarse.

En GEE hay colecciones de imágenes con correcciones atmosféricas. No obstante, se ha encontrado que la corrección atmosférica con Sen2Cor presenta limitaciones debido a la incertidumbre en la recuperación del espesor óptico de aerosoles (AOT). El algoritmo estima el AOT basándose en el comportamiento de reflectancia de áreas de referencia de vegetación densa y oscura (DDV) por lo que funciona bien en áreas densamente vegetadas pero tiene dificultades en regiones dominadas por superficies brillantes. Li *et al.* (2018) encontraron que los valores de reflectancia de la superficie están sobreestimados en general, especialmente para píxeles brillantes. Kumar & Mehta (2025) realizaron una evaluación global, considerando un análisis por regiones; señalan que la estimación del AOT, además, es sensible a cambios en la geografía, el clima y las actividades antropogénicas, particularmente en regiones con una mezcla compleja de aerosoles. Identificaron que los valores de reflectancia están ligeramente sobreestimados en valores bajos de AOT y significativamente subestimados en valores altos de AOT.

Si bien estas limitaciones han sido documentadas en diversas regiones, su impacto en entornos volcánicos no ha sido estudiado. En estas áreas, la heterogeneidad del terreno y la presencia de cenizas, gases y superficies de alta reflectancia dificultan la clasificación y podría afectar la estimación del AOT, y en consecuencia, la corrección atmosférica. Los algoritmos de detección de anomalías térmicas, incluyendo el NHI, usan DN TOA, y en base a lo expuesto su modificación requiere un respaldo adicional. En este escenario, lo ideal sería validar los resultados de corrección atmosférica con mediciones *in situ* y ajustar los parámetros en función de las condiciones locales.

La emisividad constituye una fuente de error menor. Gray *et al.* (2019) indican que una variación de  $\pm 0.2$  implica un error máximo de  $\pm 30$  K en la  $PIT^\circ$  y de  $\pm 60$  K en la estimación de  $T_h$ .

En el método de doble banda, el uso de misiones satelitales de alta resolución espacial minimiza la incertidumbre sobre la posible presencia de más de dos componentes dentro de un mismo píxel. No obstante, sí las hay en la suposición del parámetro.

En este estudio, se optó por asumir la temperatura del componente frío ( $T_c$ ) en lugar de la del componente caliente debido a la variabilidad de esta última. Aunque las temperaturas de erupción de la lava suelen ser relativamente predecibles, ese valor rara vez es representado en superficie ya que la  $T^\circ$  observada está influenciada por el enfriamiento radiativo y la profundidad de las grietas expuestas (Harris, 2013).

La temperatura de la corteza fluctúa dependiendo del enfriamiento y distancia a la fuente de emisión. En este análisis se seleccionó el píxel más brillante para evitar la contaminación con el fondo y que la  $T^\circ$  no fuese demasiado baja. Adicionalmente, el domo analizado presentó una tasa de efusión baja en comparación con otros domos de lava, lo que impone una restricción en las temperaturas potenciales máximas de  $T_c$ . El valor asumido ( $200^\circ\text{C}$ ) ha sido utilizado en estudios previos (Gray *et al.*, 2019; Rothery *et al.*, 1988), y se consideró adecuado en este contexto.

## 6. CONCLUSIÓN

Este estudio ha demostrado el potencial de la teledetección satelital para el monitoreo de anomalías térmicas en volcanes, logrando desarrollar e implementar un algoritmo de detección en Google Earth Engine a partir de datos de las misiones Landsat-8 y Sentinel-2. El uso de GEE representó un avance significativo respecto a metodologías previas como la de Gray *et al.* (2019), al permitir un procesamiento más eficiente, automatizado y escalable. Mientras que enfoques anteriores requerían la descarga manual de imágenes y su análisis en entornos de procesamiento local, GEE permitió la integración de múltiples fuentes de datos en la nube y la aplicación de métodos espectrales avanzados para detectar y mapear anomalías térmicas.

La capacidad de calcular radiancia y temperatura a nivel de píxel y expandir estos cálculos a colecciones de imágenes permitió generar series temporales automatizadas, facilitando el análisis de la evolución térmica de los volcanes. Al comparar estas series con el registro multiparamétrico y los RAV, se identificaron correlaciones que validan la utilidad del algoritmo. En el Vn. Villarrica, estas comparaciones evidenciaron su capacidad para detectar fluctuaciones en el nivel del lago de lava, mientras que en Nevados de Chillán permitió identificar la extrusión de un domo y coladas de lava, localizando de manera efectiva los focos de emisión. Esto demuestra la utilidad del método para caracterizar distintos episodios magmáticos y monitorear cambios térmicos con precisión.

El desarrollo e implementación del algoritmo NHI validó su capacidad para identificar *hotspots* de diferente intensidad y también evidenció cómo su efectividad varía según la característica volcánica analizada. En el Vn. Villarrica, donde la emisión térmica ocasionada por el lago de lava fue intensa, se detectaron anomalías en todas las categorías de intensidad (media-baja, alta y extrema). En NCh, donde la emisión térmica generada por el domo y coladas de lava fue menor, la inclusión de anomalías de intensidad media-baja permitió identificar píxeles relevantes que habrían sido descartados si solo se hubieran considerado anomalías más intensas. Estos resultados demuestran la flexibilidad del algoritmo y su capacidad para adaptarse a distintos escenarios eruptivos.

Más allá de la detección, la visualización de los datos ha demostrado ser fundamental para interpretar adecuadamente los resultados numéricos, permitiendo identificar factores que pueden influir en la detección. En el Vn. Villarrica, la alta intensidad térmica generó artefactos ópticos asociados a la saturación del sensor, mientras que en NCh la presencia de nubes volcánicas afectó la detección generando valores subestimados. La implementación del cálculo de nubosidad en el

área de interés permitió identificar esta interferencia, optimizando la interpretación de los resultados. Estos hallazgos refuerzan la importancia de integrar información visual en el análisis para asegurar interpretaciones más precisas y evitar posibles sesgos en los datos.

Se logró implementar el método de doble banda en un píxel para descomponer la señal térmica en componentes de distinta temperatura, permitiendo una estimación precisa de la temperatura del magma y la fracción del píxel que ocupa. Este enfoque representa un paso adelante en el análisis térmico, ya que permite extraer información más detallada incluso dentro de píxeles de alta resolución, refinando la caracterización. Los resultados obtenidos demuestran su aplicabilidad en condiciones de radiancia moderada, ya que cuando esta es intensa, la saturación del sensor impide su aplicación, lo que resalta la importancia de considerar los límites instrumentales en el tratamiento de los datos.

Cada sensor satelital presenta ventajas y desventajas, ya que la relación inversa entre resolución espacial y resolución temporal condiciona su aplicabilidad. Los sensores de alta resolución temporal, como MODIS, permiten un monitoreo continuo y cuantificable de la actividad volcánica y reducen el riesgo de saturación, sin embargo, su baja resolución espacial impide un mapeo detallado. En contraste, sensores con alta resolución espacial, como S2 y L8, permiten una delimitación más precisa de las anomalías térmicas y con ello la localización de los focos de emisión, a expensas de una mayor probabilidad de saturación en fuentes de alta emisión térmica. Por esta razón, la integración de datos de distintos sensores permite combinar la alta frecuencia de adquisición de unos con la precisión espacial de otros, optimizando la detección y el análisis de anomalías térmicas en distintos escenarios.

En este sentido, el algoritmo desarrollado en este estudio presenta una ventaja clave respecto a MIROVA, el sistema utilizado por SERNAGEOMIN, ya que su mayor resolución espacial permite identificar con mayor precisión la ubicación y zonificación de anomalías térmicas. Además, al operar en GEE, el algoritmo facilita un procesamiento automatizado y flexible, reduciendo los requerimientos computacionales. Esto refuerza su utilidad como un complemento a los sistemas operacionales existentes.

Si bien la teledetección satelital ha demostrado ser una herramienta poderosa, este estudio demuestra que su mayor potencial se alcanza cuando se integra con otros parámetros de monitoreo volcánico. La evolución de los procesos eruptivos puede ocurrir en escalas de tiempo más cortas que los intervalos de revisita de los satélites, y factores meteorológicos como la presencia de nubes

pueden limitar la observación directa. Por ello, la combinación de teledetección con parámetros superficiales y sísmicos permite una evaluación más completa de la actividad volcánica. En este sentido, la correlación encontrada entre las anomalías térmicas y los eventos sísmicos de tipo LP refuerza la utilidad de este enfoque, evidenciando que los incrementos en la actividad térmica pueden estar estrechamente ligados a la dinámica interna del sistema volcánico. Así, un enfoque multiparamétrico que combine datos de teledetección con parámetros superficiales y sísmicos no solo mejora la interpretación de la actividad volcánica, sino que también refuerza la capacidad de detección temprana de procesos eruptivos, contribuyendo a un monitoreo más eficiente y preciso.

## 7. REFERENCIAS

- Agencia Espacial Europea (ESA). *S2 Products-MSI Products Overview*. Recuperado de <https://sentiwiki.copernicus.eu/web/s2-products>
- Blackett, M. 2017. An Overview of Infrared Remote Sensing of Volcanic Activity. *Journal of Imaging*, 3(2), 13. <https://doi.org/10.3390/jimaging3020013>
- Brown, S. K.; Loughlin, S.; Sparks, R. S. J. & Vye-Brown, C. 2015. Global volcanic hazards and risk: Technical background paper for the Global Assessment Report on Disaster Risk Reduction 2015. United Nations Office for Disaster Risk Reduction. Geneva. <http://www.preventionweb.net/english/hyogo/gar/2015/en/bgdocs/GVM,%202014b.pdf>
- Chuvieco, E. 2020. *Fundamentals of satellite remote sensing: An environmental approach*. CRC Press. Boca Raton. <https://doi.org/10.1201/9780429506482>
- Cardille, J. A.; Crowley, M. A.; Saah, D. & Clinton, N. E. (2023). *Cloud-based remote sensing with Google Earth Engine: Fundamentals and applications*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-26588-4>
- Coppola, D.; Laiolo, M.; Cigolini, C.; Delle Donne, D. & Ripepe, M. 2016. *Enhanced volcanic hot-spot detection using MODIS IR data: results from the MIROVA system*. Geological Society, London, Special Publications, vol. 426, p. 181-205. <https://doi.org/10.1144/SP426.5>
- Coppola, D.; Cardone, D.; Laiolo, M.; Aveni, S.; Campus, A. & Massimetti, F. 2023. *Global radiant flux from active volcanoes: the 2000-2019 MIROVA Database*. *Front. Earth Sci.* 11:1240107. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1240107>
- Cardona, C.; Gil-Cruz, F.; Franco-Marín, L.; San Martín, J.; Valderrama, O.; Lazo, J.; Cartes, C.; Morales, S.; Hernández, E.; Quijada, J.; Pinto, C.; Vidal, M.; Bravo, C.; Pedreros, G.; Contreras, M.; Figueroa, M.; Córdova, L.; Mardones, C.; Alarcón, A.; Velásquez, G. & Bucarey, C. 2021. Volcanic activity accompanying the emplacement of dacitic lava domes and effusion of lava flows at Nevados de Chillán Volcanic Complex–Chilean Andes (2012 to 2020). *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 420, 107409. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2021.107409>
- Frantz, D.; Haß, E.; Uhl, A.; Stoffels, J. & Hill, J. 2018. Improvement of the Fmask algorithm for Sentinel-2 images: Separating clouds from bright surfaces based on parallax effects. *Remote sensing of environment*, 215, 471-481. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.046>

Gray, D. M.; Burton-Johnson, A. & Fretwell, P. T. 2019. Evidence for a lava lake on Mt. Michael volcano, Saunders Island (South Sandwich Islands) from Landsat, Sentinel-2 and ASTER satellite imagery. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 379, 60-71. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2019.05.002>

Genzano, N.; Pergola, N. & Marchese, F. 2020. A Google Earth Engine tool to investigate, map and monitor volcanic thermal anomalies at global scale by means of mid-high spatial resolution satellite data. *Remote Sensing*, 12(19), 3232. <https://doi.org/10.3390/rs12193232>

Harris, A. 2013. *Thermal remote sensing of active volcanoes: a user's manual*. Cambridge University Press. New York.

Harris, A. J.; Dehn, J. & Calvari, S. 2007. Lava effusion rate definition and measurement: a review. *Bulletin of Volcanology*, 70, 1-22. <https://doi.org/10.1007/s00445-007-0120-y>

Ihlen, V. & Zanter, K. 2019. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook Version 5.0. *Department of the Interior, United States Geological Survey, Sioux Falls, South Dakota*. <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-8-data-users-handbook>

Kumar, A. & Mehta, M. 2025. Global evaluation of sentinel 2 level 2A Sen2Cor aerosol optical thickness retrievals, *International Journal of Remote Sensing*, 46:2, 728-744. <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2421947>

Lénat, J. F. 2022. *Hazards and Monitoring of Volcanic Activity 2: Seismology, Deformation and Remote Sensing*. ISTE. John Wiley & Sons.

Lockwood, J. P. & Hazlett, R. W. 2010. *Volcanoes: global perspectives*. John Wiley & Sons.

Li, J. & Roy, D. P. 2017. A global analysis of Sentinel-2A, Sentinel-2B and Landsat-8 data revisit intervals and implications for terrestrial monitoring. *Remote Sensing*, 9(9), 902. <https://doi.org/10.3390/rs9090902>

Li, Y.; Chen, J.; Ma, Q.; Zhang, H. K. & Liu, J. 2018. Evaluation of Sentinel-2A surface reflectance derived using Sen2Cor in North America. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(6), 1997-2021. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2835823>

McNutt, S. R. & Roman, D. C. 2015. *Volcanic Seismicity. The Encyclopedia of Volcanoes*, 1011–1034. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-385938-9.00059-6>

Massimetti, F.; Coppola, D.; Laiolo, M.; Valade, S.; Cigolini, C. & Ripepe, M. 2020. Volcanic Hot-Spot Detection Using SENTINEL-2: A Comparison with MODIS–MIROVA Thermal Data Series. *Remote Sensing*, 12(5), 820. <https://doi.org/10.3390/rs12050820>

Marchese, F.; Genzano, N.; Nolde, M.; Falconieri, A.; Pergola, N. & Plank, S. (2022). Mapping and characterizing the Kilauea (Hawai‘i) lava lake through Sentinel-2 MSI and Landsat-8 OLI observations of December 2020–February 2021. *Environmental Modelling & Software*, 148, 105273. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105273>

Moussallam, Y.; Barnie, T.; Amigo, Á.; Kelfoun, K.; Flores, F.; Franco, L.; Cardona, C.; Cordova, L. & Toloza, V. 2021. Monitoring and forecasting hazards from a slow growing lava dome using aerial imagery, tri-stereo Pleiades-1A/B imagery and PDC numerical simulation. *Earth and Planetary Science Letters*, 564, 116906. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2021.116906>

Naranjo, J. A.; Gilbert, J. & Sparks, S. J. 2008. Geología del complejo volcánico Nevados de Chillán, Región del Biobío. Servicio Nacional de Geología y Minería, Carta Geológica de Chile, Serie Geología Básica 114: 28 p., 1 mapa escala 1:50.000.

Neuberg, J. W.; Tuffen, H.; Collier, L., Green, D.; Powell, T. & Dingwell, D. 2006. The trigger mechanism of low-frequency earthquakes on Montserrat. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 153(1-2), 37-50. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2005.08.008>

Poland, M. P.; Lopez, T.; Wright, R. & Pavolonis, M. J. 2020. Forecasting, Detecting, and Tracking Volcanic Eruptions from Space. *Remote Sens Earth Syst Sci* 3, 55–94 (2020). <https://doi.org/10.1007/s41976-020-00034-x>

Rothery, D. A.; Francis, P. W. & Wood, C. A. 1988. Volcano monitoring using short wavelength infrared data from satellites. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 93(B7), 7993-8008. <https://doi.org/10.1029/JB093iB07p07993>

Servicio Nacional de Geología y Minería. 2024. Red Nacional de Vigilancia Volcánica. <https://rnvv.sernageomin.cl/>

Sigurdsson, H.; Houghton, B.; McNutt, S.; Rymer, H. & Stix, J. 2015. *The encyclopedia of volcanoes*. Elsevier.

Schroeder, W.; Oliva, P.; Giglio, L.; Quayle, B.; Lorenz, E. & Morelli, F. 2016. Active fire detection using Landsat-8/OLI data. *Remote sensing of environment*, 185, 210-220. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.08.032>

Stern, C. R.; Moreno, H.; López-Escobar, L.; Clavero, J. E.; Lara, L. E.; Naranjo, J. A.; Parada, M.A. & Skewes, M. A. 2007. Chilean volcanoes. <https://doi.org/10.1144/GOCH.5>

Thompson, J. O.; Contreras-Arratia, R.; Befus, K. S. & Ramsey, M. S. 2022. Thermal and seismic precursors to the explosive eruption at La Soufrière Volcano, St. Vincent in April 2021. *Earth and Planetary Science Letters*, 592, 117621. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2022.117621>

## ANEXOS

### Anexo 1. Ubicación y transmisividades de las siete principales ventanas atmosféricas

Los valores, extraídos de Harris (2013) se obtuvieron utilizando MODTRAN, que se ejecutó utilizando una atmósfera estándar de EE. UU. de 1976, con un trayecto vertical desde el nivel del mar hasta el espacio (cenit = 180°, altura del observador = 100 km) y una proporción de mezcla de CO<sub>2</sub> de 380 ppm·v.

Ubicación de la ventana	Longitud de onda (μm)	Ancho (μm)	Promedio τ(λ)	Máximo τ(λ)	Ubicación del Máximo τ(λ) (μm)
NIR	0.7–0.89	0,19	0,9	0,93	0,89
NIR	1.0–1.1	0,1	0,94	0,95	1,07
SWIR	1.18–1.31	0,13	0,94	0,96	1,25
SWIR	1.51–1.76	0,25	0,96	0,97	1,68
SWIR	2.03–2.36	0,33	0,96	0,98	2,14
MIR	3.44–4.13	0,69	0,94	0,97	3,96
TIR	8.6–12.2	3,6	0,92	0,96	10,11

## **Anexo 2.** Pruebas de nubosidad

El algoritmo CDI desarrollado por Frantz *et al.* (2018) y disponible en GEE utiliza las bandas del NIR (7, 8 y 8A). Basado en efectos de paralaje, identifica presencia de nubes mediante un umbral teórico (Nubes=  $CDI < -0.5$ ). Para la identificación de cirrus, hace uso de un umbral de reflectancia en B10 ( $>0.01$ ).

En A) Se muestra una imagen con fecha 28/01/2024 en el volcán Villarrica, y en B) La visualización en una paleta de colores de los valores del CDI (azul negativo, blanco cero, rojo positivo). Se aprecia que muestra valores positivos en el cráter del volcán, considerándolo despejado.

En C) Se muestra una imagen con fecha 1/11/2023 y en D) Los valores CDI. En esta, se observa que el algoritmo no detecta todas las nubes. Estas nubes sí son detectadas por la colección S2-Cloud Probability.

En E) Se muestra el resultado de aplicar condición  $CP > 65$  y  $CDI < -0.5$ .

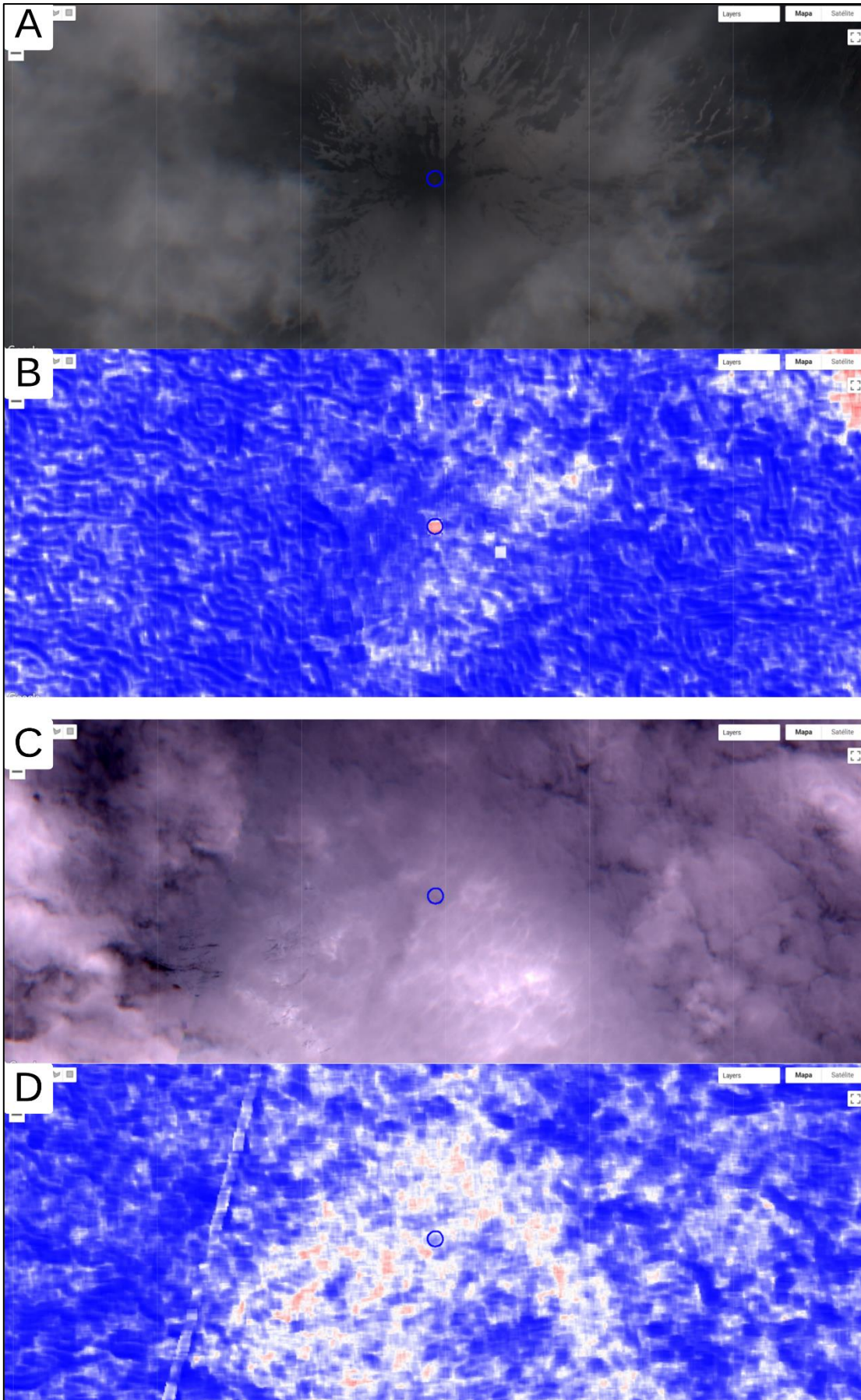
En F) Condición  $CP > 65$  y  $CDI < -0.5$  en combinación con `focal_min(3)` y `focal_max(16)` ilustrando los efectos de estos reductores. `Focal_min` une puntos aislados, mientras que `Focal_max` expande las regiones nubladas

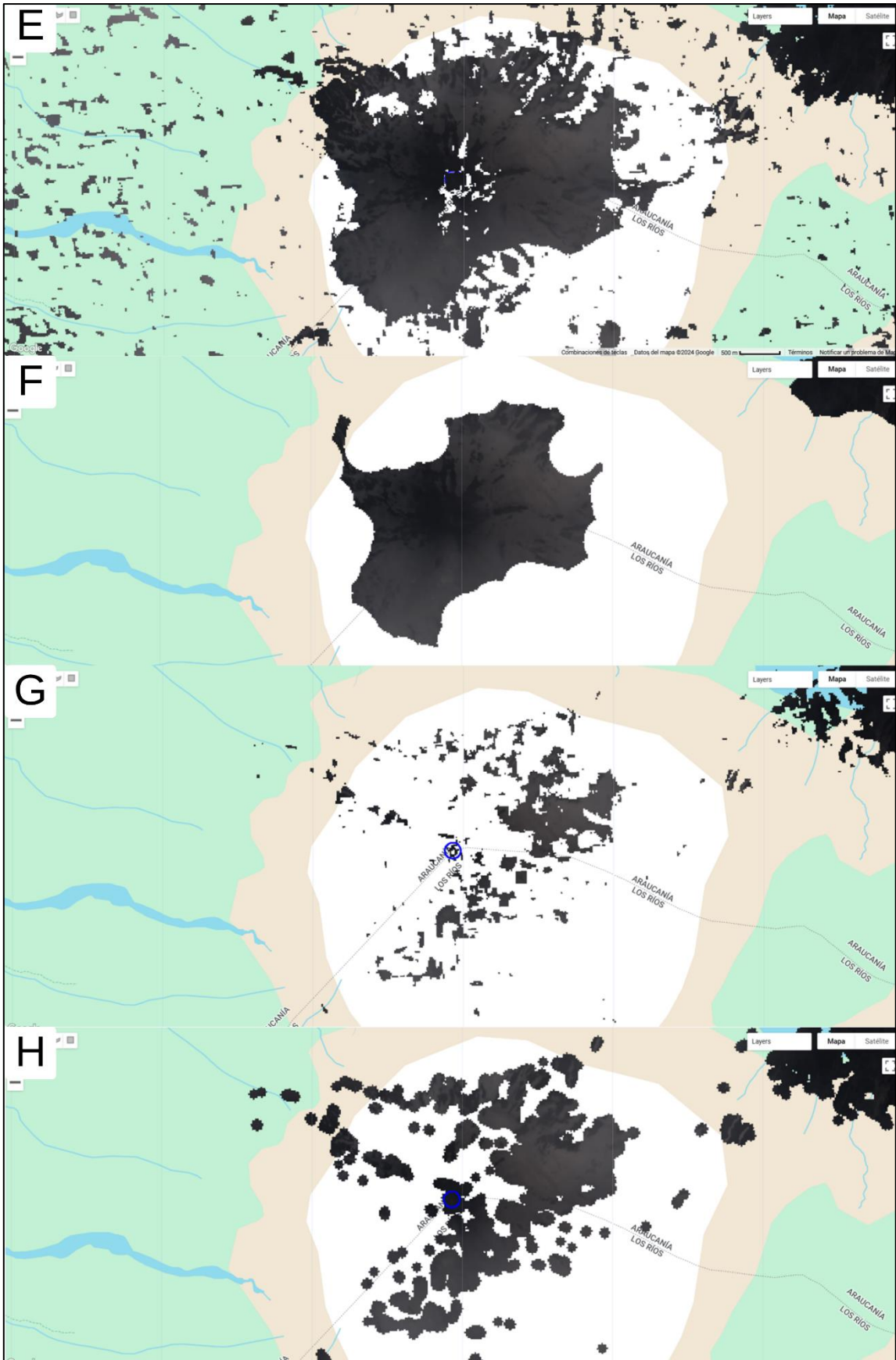
En G) Condición  $CP > 65$  o  $CDI < -0.5$

En H)  $CP > 65$  o  $CDI < -0.5$  y usando `Focal_min(3)`

En base a esto, se muestra que si se usa CP y CDI, se enmascara mejor la imagen en general, pero CDI no detecta todas las escenas nubladas a menos que se use condición de cirrus. Esta condición no puede incorporarse ya que excluye la anomalía en su totalidad, en gran cantidad de imágenes.

CP también genera este efecto, pero ocasionalmente y solo en el centro. El uso de `focal_min` permite excluir este efecto. Se revisaron más de 140 imágenes manualmente y el enfoque H) Mostró los mejores resultados.





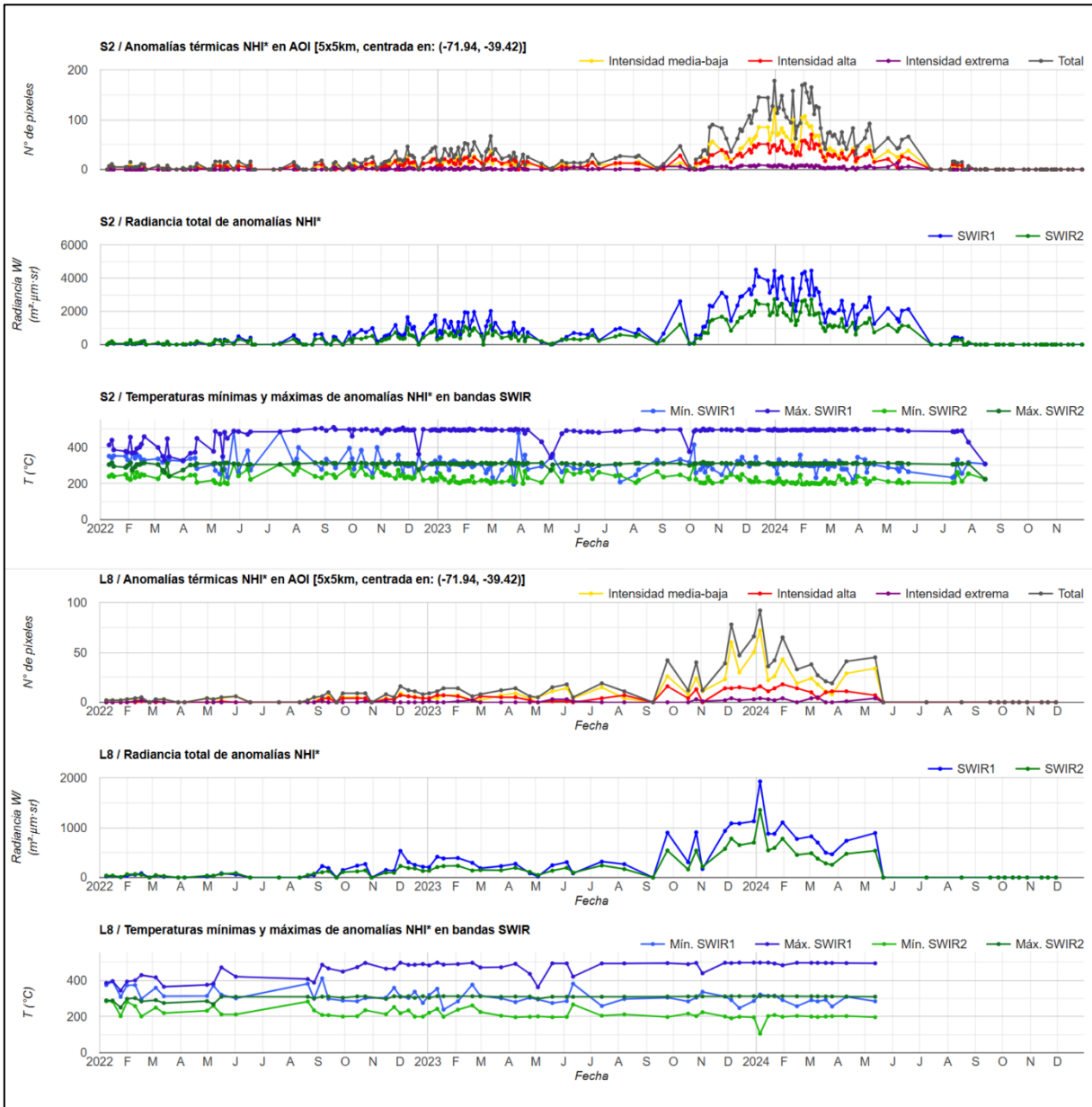
**Anexo 3.** Resumen de las funciones creadas, con los objetos/parámetros de entrada y salida

En el código, el procesamiento se implementa mediante funciones definidas para cada imagen, permitiendo extraer datos/estadísticas en un punto de interés (POI) a nivel de píxel, o en un área de interés (AOI). Luego, se aplican a una colección de imágenes con el método Map. Así, una Feature se transforma en una Feature Collection, a partir de la cual se construyen los gráficos con Chart.

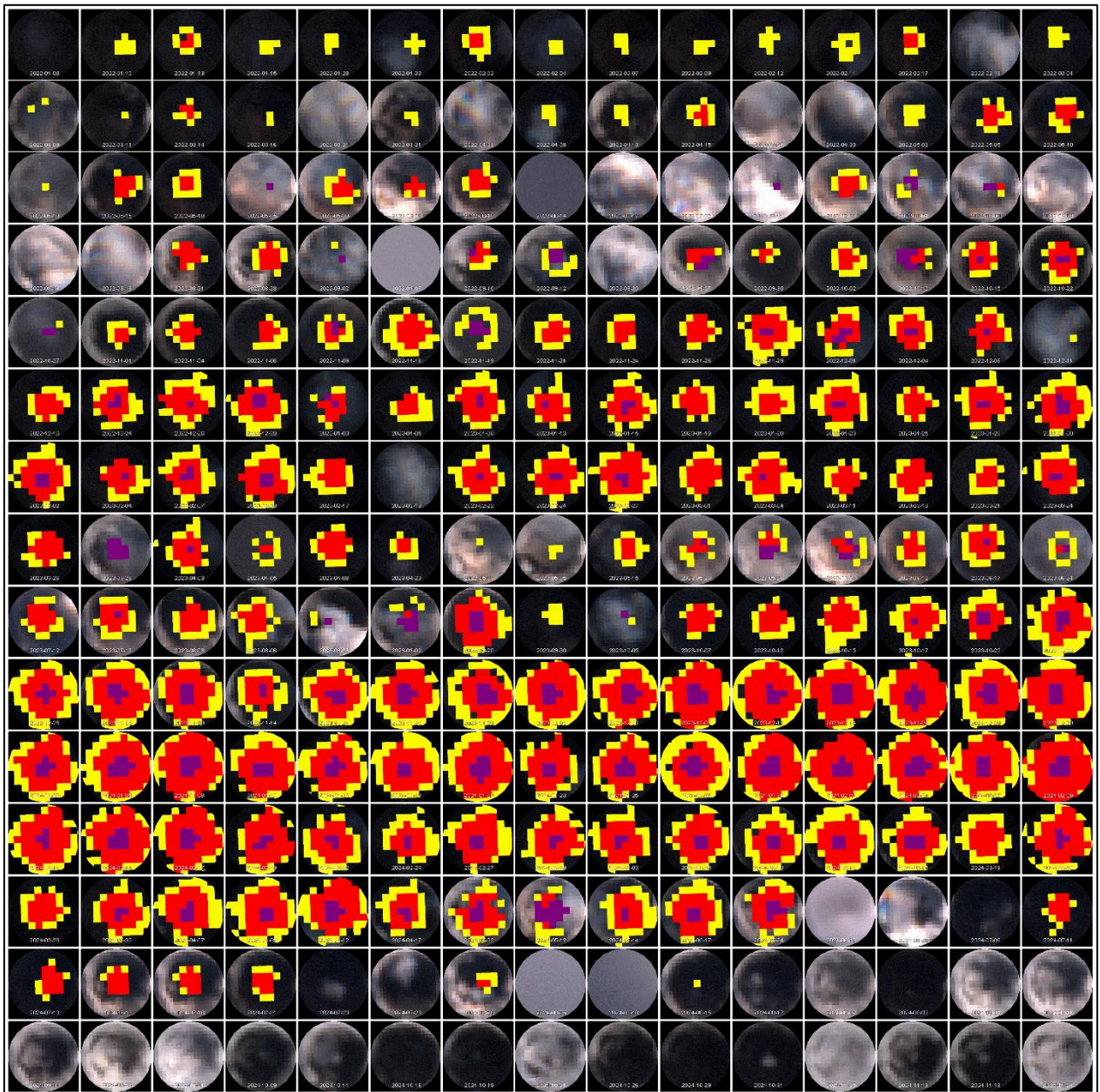
<b>Función</b>	<b>Descripción</b>	<b>Entrada</b>	<b>Salida</b>
convertToLocalTimeChile	Convierte la hora UTC de `system:time_start` a hora local de Chile y la añade como propiedad	<i>Image</i>	<i>Image</i>
addImageID	Añade el ID completo de la imagen como propiedad	<i>Image</i>	<i>Image</i>
add pr/tile Number	Extrae el número de pr/tile y lo añade como propiedad	<i>Image</i>	<i>Image</i>
joinCollections	Une dos colecciones por la propiedad de fecha, fusionando sus propiedades	<i>Collection, Collection</i>	<i>Collection</i>
countAOIcloudiness	Calcula el porcentaje de nubosidad para el AOI y lo añade como propiedad	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Image</i>
calculateNewBands	Calcula radiancia, T° y NHI, y los añade como bandas	<i>Image</i>	<i>Image</i>
maskNHI	Aplica máscaras a los píxeles en función de condiciones de NHI	<i>Image</i>	<i>Image</i>
countAnomalousPixels	Cuenta píxeles anómalos dentro del AOI y los clasifica en intensidad media-baja, alta y extrema	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Feature</i>
calculateTotalRadiance	Calcula la radiancia total en el SWIR1 y SWIR2 para el AOI, sumando la radiancia de los píxeles anómalos	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Feature</i>
createNHIZones	Identifica y mapea anomalías según su intensidad (media-baja, alta, extrema) y las vectoriza	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Image Layer (zonas), Feature Collection (polígonos)</i>
createNHILegend	Crea una leyenda en el mapa para las zonas NHI	-	<i>UI Element</i>
calculateMinMaxTemperature	Calcula T° mínimas y máximas en el SWIR1 y SWIR2 de los píxeles anómalos dentro del AOI	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Feature</i>
createTemperatureZones	Crea zonas de T° a intervalos de 50°C y las vectoriza	<i>Image, banda, Geometry (AOI)</i>	<i>Image Layer (zonas), Feature Collection (polígonos)</i>
createTLegend	Crea una leyenda en el mapa para las zonas de T°	-	<i>UI Element</i>
countSaturatedPixels	Cuenta el número de píxeles saturados en el SWIR1 y SWIR2	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Feature</i>
highlightSaturatedPixels	Identifica y mapea los píxeles saturados con diferentes colores para cada banda	<i>Image</i>	<i>(2) Image Layer</i>

sampleTransect	Muestrea valores de píxeles (DN) en una transecta	<i>Image, Geometry (línea)</i>	<i>Feature Collection</i>
sampleRegionsByPoints	Muestrea DN en puntos definidos	<i>Image, Feature Collection (puntos)</i>	<i>Feature Collection</i>
calculateStatsTI	Calcula las estadísticas de TI (media, desviación estándar, percentil 30) y las añade como propiedad	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Image</i>
calculateHistogramTI	Genera un histograma de frecuencias observadas de TI en un AOI	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Dictionary</i>
extractHistogramListsTI	Extrae listas de intervalos y frecuencias del diccionario de histograma de TI	<i>Dictionary</i>	<i>List (bins de TI), List (frecuencias observadas)</i>
calculateProbabilityDensityTI	Calcula la distribución normal teórica de TI	<i>List (bins de TI), media, desviación estándar</i>	<i>List</i>
findTIFlex	Encuentra el valor de TIFlex	<i>List (frecuencia observada), List (frecuencia teórica)</i>	<i>Number</i>
maskByTIFlex	Enmascara la imagen con un umbral de TIFlex	<i>Image, Geometry (AOI)</i>	<i>Image</i>

**Anexo 4.** Cálculo de parámetros en Vn. Villarrica considerado un AOI cuadrada de 5x5 km

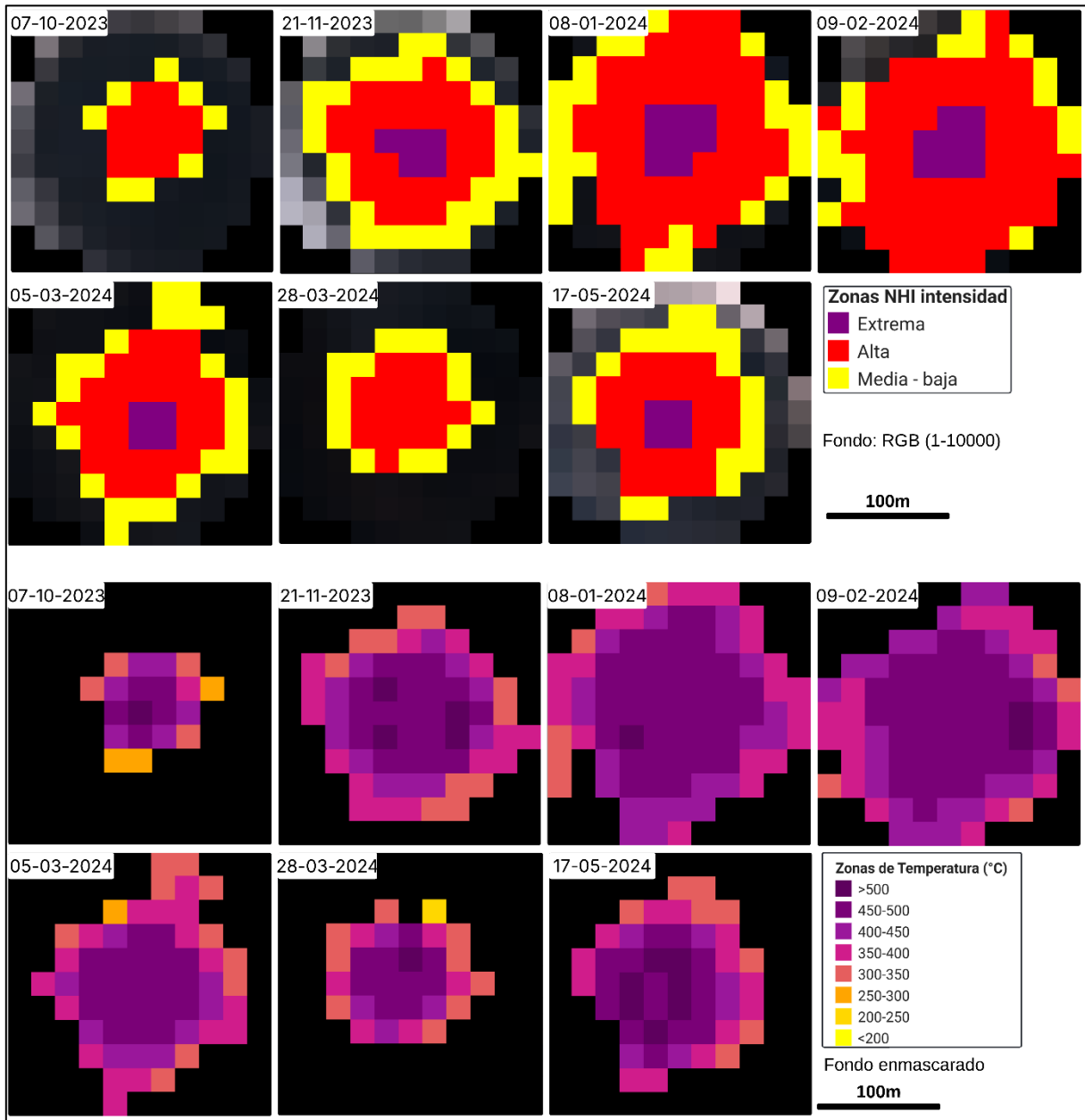


**Anexo 5.** Secuencia de imágenes en Vn. Villarrica de anomalías NHI para todo el período analizado



### Anexo 6. Mapeo incorrecto de zonas de T° en el Vn. Villarrica debido a saturación

Al mapear la zonificación de T° en los píxeles detectados por el algoritmo NHI, se observa que esta no presenta un patrón concéntrico. Hacia el centro se muestran píxeles con T° más bajas, lo que se atribuye al efecto de saturación y caída en el DN en el núcleo, como se mostró en la Figura 23.

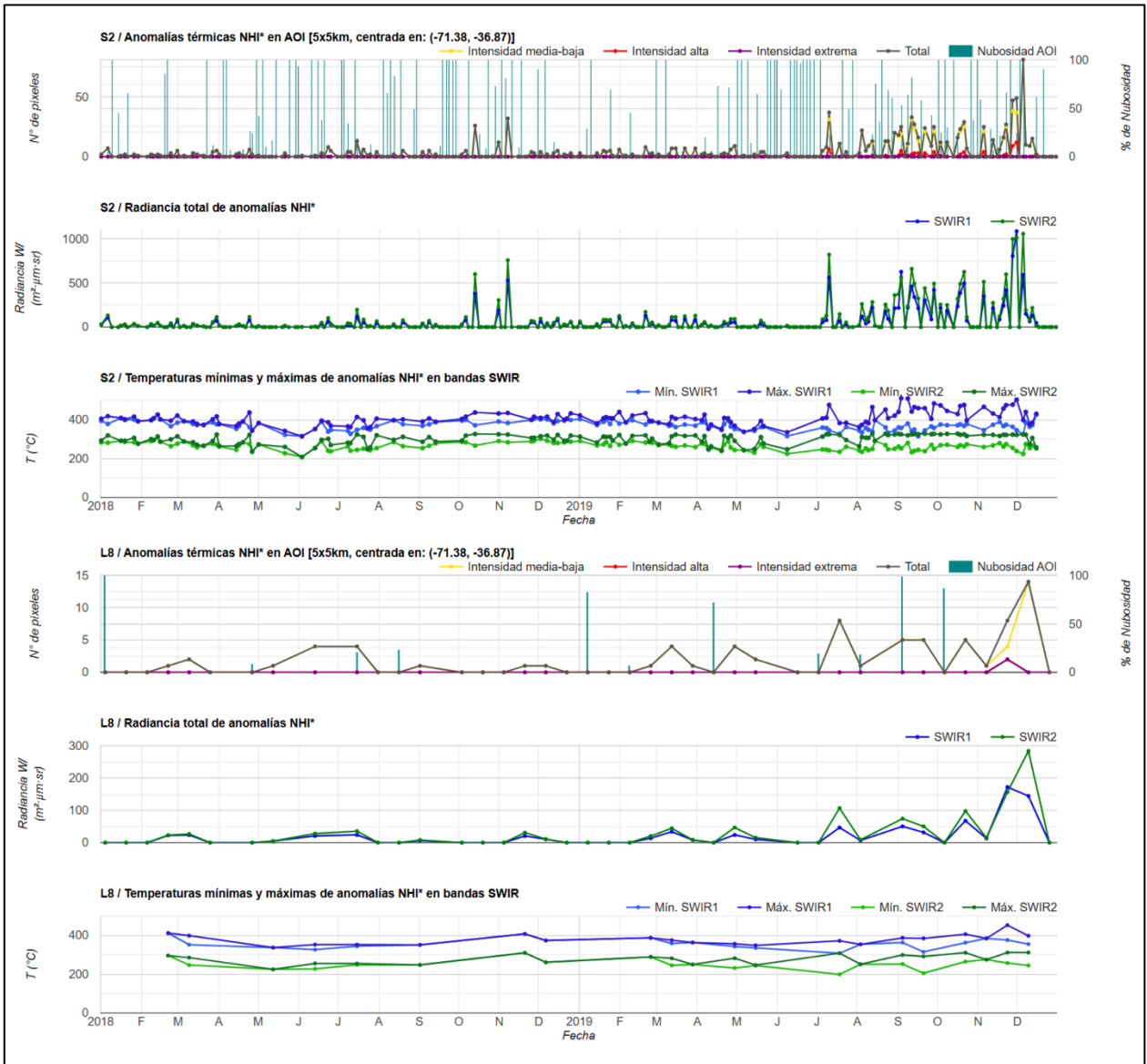


**Anexo 7. Observaciones lago de lava reportadas en los RAV para el Vn. Villarrica**

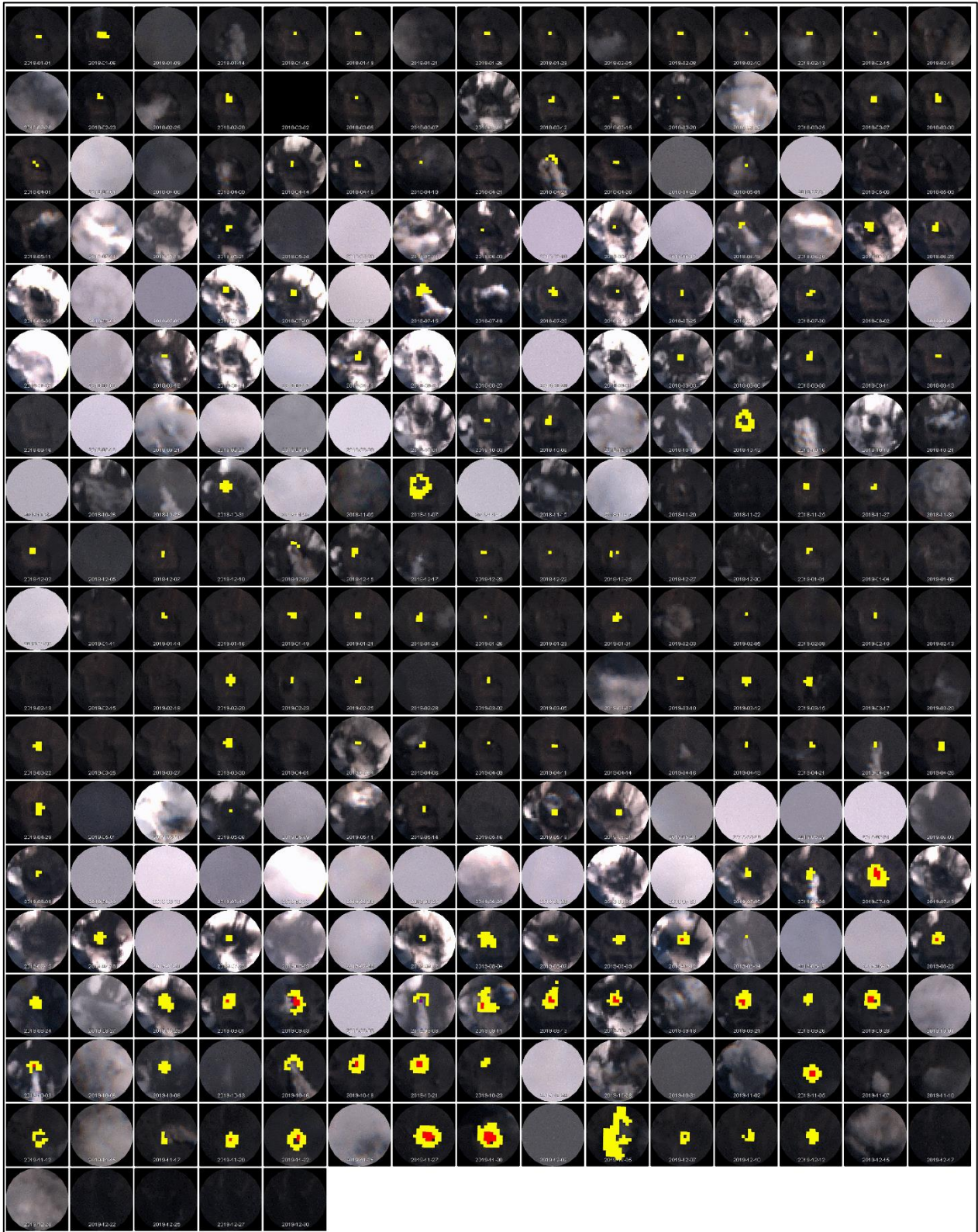
Año	Fecha	Observaciones lago de lava
2023	1-15 octubre	A comienzos de la quincena se identifica la presencia del lago de lava con un área de ~50 m <sup>2</sup> , así como también la presencia de un centro de emisión gaseoso activo contiguo a este.
	16-31 octubre	Aumento en la superficie expuesta del lago de lava presente desde el 17 de octubre, con un eje mayor de 36 m de extensión, así como también la presencia de un centro de emisión gaseoso activo contiguo a este.
	1-15 noviembre	Incremento en la exposición del área del lago de estimado en 117,9 m <sup>2</sup> , el día 03 de noviembre y alcanzando un máximo de 770 m <sup>2</sup> el 14 de noviembre.
	16-30 noviembre	Incremento en la exposición del área del lago de lava en el cráter del volcán Villarrica estimado en 885,3 m <sup>2</sup> y una profundidad en 90 m por debajo del borde del cráter medido para el 30 de noviembre.
	1-15 diciembre	Leve disminución del área del lago de lava expuesta, estimada en 644 m <sup>2</sup> según imagen Skysat del 12 de diciembre.
	16-31 diciembre	Aumento del área del lago de lava expuesta, estimada en 795 m <sup>2</sup> según imagen Skysat del 30 de diciembre.
2024	1-15 enero	Aumento del área de fundido expuesto, estimada en 1.370 m <sup>2</sup> , según imagen Skysat del 6 de enero. Cabe destacar que posterior al 12 de enero, en base a imágenes satelitales, se observa una reducción progresiva del área mencionada.
	16-31 enero	El área de fundido expuesta se estima en 790 m <sup>2</sup> , según imagen Skysat del 20 de enero y una tendencia al incremento de acuerdo con imágenes satelitales PlanetScope Scene.
	1-15 febrero	Área de fundido expuesta, fue visible durante toda la quincena, con un área máxima de 794 m <sup>2</sup> según imagen Skysat del 1 de febrero. Según DEM de alta resolución del 12 de febrero, el lago de lava se encontraba a 65 m de profundidad, medidos desde el borde oeste del cráter.
	16-29 febrero	Área de fundido expuesta, fue visible durante toda la quincena, con un área aproximada de 400 m <sup>2</sup> según imagen Skysat del 25 de febrero.
	1-15 marzo	El fundido, cuyo diámetro máximo es de 27 m en dirección NNO–SSE y área de 421 m <sup>2</sup> . Se mantiene la tendencia decreciente observada desde la segunda quincena de febrero que evidencia una disminución de la exposición en superficie del lago de lava.
	16-31 marzo	Lago de lava con variaciones superficiales esporádicas debido a la solidificación parcial de su superficie, estimándose un área de 192 m <sup>2</sup> .
	1-15 abril	Lava con variaciones superficiales esporádicas debido a la solidificación parcial de su superficie, estimándose un área de lago expuesta de 291,2 m <sup>2</sup> .
	16-30 abril	Lago de lava con variaciones superficiales esporádicas debido a la solidificación parcial de su superficie, estimándose un área de lago expuesta de 616 m <sup>2</sup> .
	1-15 mayo	Lago de lava con variaciones superficiales esporádicas debido a la solidificación parcial de su superficie, estimándose un área de lago expuesta que varía entre 260 y 443 m <sup>2</sup> .
	16-31 mayo	Lago de lava con variaciones superficiales esporádicas debido a la solidificación parcial de su superficie, estimándose un área de lago expuesta de alrededor de 260 m <sup>2</sup> para el 12 de mayo. Sin embargo, fuera del período de evaluación, cabe mencionar que alcanzó un área mayor de 546 m <sup>2</sup> , medida en imagen Skysat del 2 de junio. Por otra parte, a partir de un Modelo de Elevación Digital del 13 de mayo, se estima una profundidad del lago de lava de 97 m con respecto a la superficie, sin mayores cambios respecto a lo medido en abril.
	1-15 junio	Presencia del lago de lava dentro del cráter con un área estimada de 546 m <sup>2</sup> sin variaciones relevantes en su profundidad según el último registro.
	16-30 junio	Solo se tiene visibilidad durante los días 28 y 29 de junio durante la mañana, en las cuales no se identifica el lago de lava, posiblemente por cobertura de piroclastos sobre este.
	1-15 julio	Luego de la explosión del 10 de julio, se identifica el lago de lava, con un área de 23 m <sup>2</sup> .
	16-31 julio	Identificar el fundido en un área mínima y asociado a la ausencia de anomalía termal, permite inferir una mayor profundidad del lago de lava. En imagen Skysat del 30 de julio, se observa un área fundida en forma elipsoidal de 22 m <sup>2</sup> y con un eje mayor de 6,2 metros.
	1-15 agosto	No es posible apreciar áreas de fundido expuesto al interior del cráter. A través del procesamiento de modelo de elevación digital elaborado con imágenes Pleiades (11-07-2024,

		Pléiades © CNES (2024), Distribution AIRBUS DS- SuperSite Project), se estima la profundidad del lago de lava en un rango de 100 -150 m, en relación con el borde del cráter. Este valor se considera como la estimación de mayor profundidad del lago de lava para el ciclo eruptivo actual.
	16-31 agosto	No es posible apreciar áreas de fundido expuesto al interior del cráter.
	1-15 septiembre	Sin evidencias del lago de lava en superficie.
	16-30 septiembre	Sin observaciones. Una menor actividad del sistema magmático, relacionado con una profundización de su lago de lava.

**Anexo 8.** Cálculo de parámetros en Vn. Nevados de Chillán considerado un AOI cuadrada de 5x5 km



**Anexo 9.** Secuencia de imágenes en Vn. Nevados de Chillán de anomalías NHI para todo el período analizado



**Anexo 10.** Lista completa de análisis doble banda en Nevados de ChillánSe incluyen aquellos que no entregaron solución ( $Th > 1200^{\circ}\text{C}$ ).

<i>Satélite</i>	<i>Fecha</i>	<i>T</i> <i>SWIR1</i> (°C)	<i>T</i> <i>SWIR2</i> (°C)	<i>Th</i> (°C)	<i>fh</i>	<i>fh</i> (%)
S2	01-01-2018	392.25	280.39	1200.00	0.000779	0.0779
S2	16-01-2018	395.85	279.34	1200.00	0.000838	0.0838
S2	19-01-2018	389.73	279.64	1200.00	0.000740	0.0740
S2	26-01-2018	402.57	294.11	1176.55	0.001058	0.1058
S2	29-01-2018	379.90	264.96	1200.00	0.000602	0.0602
S2	08-02-2018	385.52	277.15	1200.00	0.000678	0.0678
S2	10-02-2018	394.54	283.31	1200.00	0.000816	0.0816
S2	15-02-2018	389.49	274.68	1200.00	0.000736	0.0736
S2	23-02-2018	382.69	286.24	1002.66	0.001648	0.1648
S2	05-03-2018	380.26	275.78	1149.20	0.000756	0.0756
L8	09-03-2018	398.52	285.38	1200.00	0.000884	0.0884
S2	12-03-2018	378.40	266.99	1200.00	0.000584	0.0584
S2	15-03-2018	367.06	259.54	1200.00	0.000456	0.0456
S2	20-03-2018	361.52	254.40	1200.00	0.000403	0.0403
S2	27-03-2018	389.62	278.36	1200.00	0.000738	0.0738
S2	01-04-2018	369.26	252.92	1200.00	0.000479	0.0479
S2	14-04-2018	356.28	253.57	1200.00	0.000358	0.0358
S2	16-04-2018	368.38	263.57	1198.05	0.000474	0.0474
S2	26-04-2018	333.44	224.24	1200.00	0.000208	0.0208
L8	12-05-2018	336.36	224.66	1200.00	0.000224	0.0224
S2	21-05-2018	331.97	249.08	889.33	0.001033	0.1033
S2	03-06-2018	325.04	218.31	1200.00	0.000168	0.0168
L8	13-06-2018	352.36	255.21	1090.58	0.000536	0.0536
S2	13-06-2018	341.16	243.50	1164.83	0.000292	0.0292
S2	23-06-2018	374.56	289.30	858.07	0.003428	0.3428
S2	25-06-2018	357.28	257.99	1117.94	0.000527	0.0527
S2	08-07-2018	354.61	269.83	869.79	0.002024	0.2024
S2	10-07-2018	325.04	218.31	1200.00	0.000168	0.0168
L8	15-07-2018	352.32	254.32	1110.12	0.000488	0.0488
S2	23-07-2018	344.34	237.69	1200.00	0.000271	0.0271
S2	25-07-2018	350.67	246.59	1200.00	0.000315	0.0315
L8	01-09-2018	350.92	247.69	1200.00	0.000317	0.0317
S2	03-09-2018	378.25	274.17	1147.24	0.000731	0.0731
S2	08-09-2018	393.61	297.45	987.02	0.002259	0.2259
S2	13-09-2018	375.30	274.97	1080.81	0.000938	0.0938
S2	03-10-2018	391.35	279.65	1200.00	0.000765	0.0765
S2	25-11-2018	387.77	293.26	967.48	0.002242	0.2242
L8	06-12-2018	373.38	261.11	1200.00	0.000524	0.0524
S2	20-12-2018	387.69	279.48	1200.00	0.000709	0.0709
S2	22-12-2018	392.00	279.18	1200.00	0.000775	0.0775

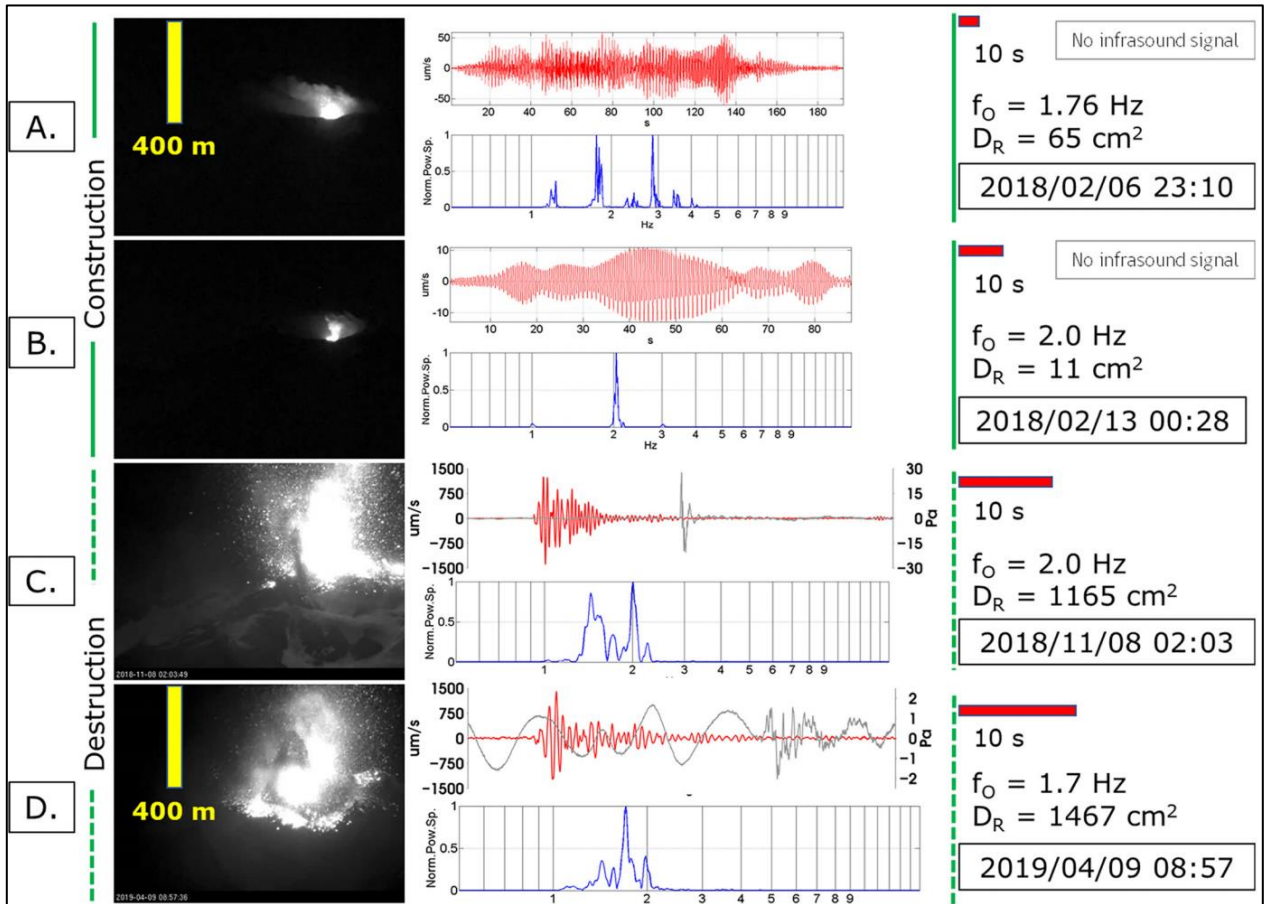
S2	26-01-2019	393.75	281.41	1200.00	0.000803	0.0803
S2	05-02-2019	374.48	265.59	1200.00	0.000537	0.0537
L8	24-02-2019	387.08	288.93	1022.19	0.001624	0.1624
S2	25-02-2019	379.64	290.53	903.01	0.002812	0.2812
S2	02-03-2019	372.53	261.81	1200.00	0.000514	0.0514
S2	10-03-2019	366.23	267.26	1078.86	0.000776	0.0776
L8	12-03-2019	375.28	281.82	967.48	0.001723	0.1723
L8	28-03-2019	363.14	249.80	1200.00	0.000418	0.0418
S2	09-04-2019	342.63	236.52	1200.00	0.000260	0.0260
S2	11-04-2019	363.69	252.11	1200.00	0.000423	0.0423
S2	19-04-2019	340.76	232.88	1200.00	0.000249	0.0249
L8	29-04-2019	356.45	278.75	781.86	0.004077	0.4077
S2	29-04-2019	357.54	279.07	789.68	0.003931	0.3931
S2	06-05-2019	327.21	232.80	1186.32	0.000189	0.0189
S2	14-05-2019	341.34	238.36	1200.00	0.000252	0.0252
L8	15-05-2019	348.61	247.00	1200.00	0.000300	0.0300
S2	21-05-2019	352.32	266.09	895.19	0.001617	0.1617
S2	08-06-2019	320.84	237.39	944.04	0.000549	0.0549
S2	23-07-2019	371.80	283.00	904.96	0.002348	0.2348
S2	02-08-2019	351.40	252.38	1137.47	0.000421	0.0421
L8	03-08-2019	353.69	250.95	1200.00	0.000338	0.0338
S2	04-08-2019	369.37	297.67	721.29	0.009150	0.9150
S2	07-08-2019	377.15	294.46	826.80	0.004531	0.4531
S2	09-08-2019	370.02	292.00	779.91	0.005605	0.5605
L8	20-09-2019	384.45	291.25	951.85	0.002291	0.2291

**Anexo 11.** Observaciones relevantes en RAV para el Vn. NCh

Año	Fecha	Observación
2018	9 de enero	Se confirma emplazamiento y crecimiento de domo de lava, cuyo conducto de salida corresponde a la fisura observada en el sobrevuelo de 21 de diciembre. Esta fisura presenta en superficie continúa salida de vapor de agua y gases. Las temperaturas máximas fueron registradas en la fisura, alcanzando los 480°.
	3 de abril	Sobrevuelo entrega T° máxima de 670°C en la superficie del domo
2019	12 de septiembre	Se reconoce la extrusión de una colada de lava desde el cráter Nicanor, la cual se dispone en la ladera NNE del volcán Nuevo y posee dimensiones de 600m de extensión, 100m de ancho y 5 m de espesor aproximado. Mediciones de cámara térmica indican temperatura superficial máxima a 800°C en el cráter activo y 100°C en el flujo de lava observado.
	16 de septiembre	Se mejora cálculo de longitud planimétrica del flujo, alcanza los 480m desde el centro de emisión (550m en total) y velocidad de avance actual 21m/d en planta.
	7 de octubre	No se observa avance de colada
	16 de octubre	Desde el 16 de octubre se observa un flujo de lava emitido desde el cráter Nicanor hacia la ladera NE, alcanzando una distancia de 70 m desde el cráter activo y una velocidad estimada de 30 m/día.
	18 de octubre	El flujo ha alcanzado una distancia cercana a 100 m con velocidad estimada preliminarmente de 30 m/día
	20 de octubre	El flujo alcanza una distancia aproximada de 130 m, con velocidad media estimada preliminarmente de 25 m/día.
	21 de octubre	El avance del flujo continúa lentamente, con una tasa de desplazamiento menor a las informadas previamente.
	12 de noviembre	Se identifica un nuevo flujo de lava (L4) en la ladera NNE, adyacente a los otros flujos ya reportados (L1, L2, L3). Este incipiente flujo posee a la fecha una extensión aproximada de 70m desde el borde del cráter, con una velocidad de avance muy baja, similar a las observadas en septiembre y octubre.
	15 de noviembre	Continúa extrusión de L4, con extensión aproximada de 80 m y velocidad de avance muy baja, similar a las observadas en septiembre y octubre.
	18 de noviembre	Continúa la extrusión de L4. Se compone de dos lóbulos, con extensión de 90 m y velocidad promedio de avance de 0,4 m/h, similar a la observada en L1, L2 y L3. El centro de emisión se encuentra a 60m aproximados al SSE del centro de emisión de L1, L2 y L3
	3 de diciembre	Se observa actividad explosiva desde 4 centros de emisión, que actúan de forma independiente y en ocasiones simultánea. La actividad asociada a éstos ha desencadenado flujos piroclásticos, con nuevos alcances de dirección este de 1100 m y sur de 400 m. Respecto de los flujos de lava, no se ha registrado avance desde el 24 de noviembre en ninguno de los lóbulos descritos (L1, L2, L3, L4).
	4 de diciembre	Se registra ocurrencia de un flujo piroclástico en dirección oeste de app 400m de extensión, dirección no observada con anterioridad, y posteriores alcances hasta el norte y este.

**Anexo 12.** Identificación de episodios de construcción-destrucción por Cardona *et al.* (2021)

En C, se aprecia uno con fecha 8 de noviembre, 2018.



**Anexo 13.** Impacto de eliminar condición de radiancia en la detección de píxeles de intensidad extrema

Al considerar un AOI de 5x5 km y aplicar el análisis, se detectan anomalías exclusivamente en el cráter volcánico en condiciones de nubosidad parcial (primera imagen) nubosidad total (segunda imagen) y cirrus (tercera imagen). El filtro de nubosidad elimina estas detecciones.

En el fondo, imagen en falso color de reflectancia en bandas B4-B11-B12 (Sentinel 2).

