

**UNIVERSIDAD NACIONAL
TORIBIO RODRÍGUEZ DE MENDOZA DE AMAZONAS**



**FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL Y AMBIENTAL
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA AMBIENTAL
TESIS PARA OBTENER
EL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO AMBIENTAL
ANÁLISIS DE LA DINÁMICA MULTITEMPORAL DEL
ESPEJO DE AGUA DE DOS LAGOS AMAZÓNICOS
DURANTE 2014-2020, UTILIZANDO IMÁGENES DE SAR
EN GEE Y TÉCNICAS DE REGRESIÓN**

**Autor : Bach. Darwin Gómez Fernández
Asesor : Ing. Rolando Salas López**

Registro:

CHACHAPOYAS – PERÚ

2022

DEDICATORIA

Esta investigación es dedicada a mi padre Walter Gómez Hernández y a mi madre Rosa Vilma Fernández Cubas, debido a que siempre me apoyan en todo aspecto y es algo por lo que estoy infinitamente agradecido.

Darwin Gómez Fernández

AGRADECIMIENTO

A todo el equipo de trabajo del Proyecto SNIP N° 312235 “Laboratorio de Geomática”, del Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDESCES) de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, quienes apoyaron la idea de analizar la dinámica del espejo de agua de los lagos Burlán y Pomacochas en el departamento Amazonas, Perú, utilizando datos gratuitos de radar de apertura sintética (SAR).

A mi asesor el Ing. Rolando Salas López, por sus constantes sugerencias y correcciones de la presente investigación.

A todos los maestros con los que conté en mi carrera universitaria, y por las enseñanzas brindadas.

Darwin Gómez Fernández

AUTORIDADES DE LA UNTRM

Dr. POLICARPIO CHAUCA VALQUI

RECTOR

Dr. MIGUEL ÁNGEL BARRENA GURBILLÓN

VICERRECTOR ACADÉMICO

Dra. FLOR TERESA GARCÍA HUAMÁN

VICERRECTORA DE INVESTIGACIÓN

M.SC. ROSALYNN YOHANNA RIVERA LÓPEZ

DECANO (e) DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL Y AMBIENTAL

VISTO BUENO DEL ASESOR



UNTRM

REGLAMENTO GENERAL

PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

ANEXO 3-K

VISTO BUENO DEL ASESOR DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

El que suscribe el presente, docente de la UNTRM (X)/Profesional externo (), hace constar que ha asesorado la realización de la Tesis titulada Análisis de la dinámica multitemporal del espejo de agua de dos lagos amazónicos durante 2014-2020, utilizando imágenes de SAR en GEE y técnicas de regresión; del egresado Bach.: Darwía Gómez Fernández de la Facultad de Ingeniería Civil y Ambiental Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental de esta Casa Superior de Estudios.



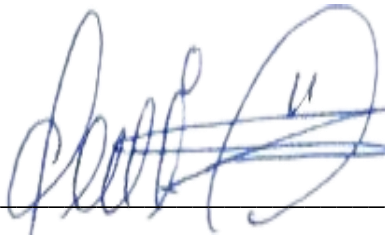
El suscrito da el Visto Bueno a la Tesis mencionada, dándole pase para que sea sometida a la revisión por el Jurado Evaluador, comprometiéndose a supervisar el levantamiento de observaciones que formulen en Acta en conjunto, y estar presente en la sustentación.

Chachapoyas, 02 de enero del 2022

Firma y nombre completo del Asesor

Rolando Salas López

JURADO EVALUADOR



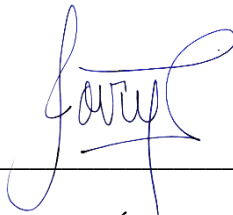
PhD. LIGIA MAGALI GARCÍA ROSERO,

Presidente



M.Sc. REYES FARJE JEFFERSON FITZGERALD

Secretario



Ing. NILTON BELTRÁN ROJAS BRICEÑO

Vocal

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS



ANEXO 3-0

CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

Los suscritos, miembros del Jurado Evaluador de la Tesis titulada:

Análisis de la dinámica multitemporal del espejo de agua de dos lagos amazónicos durante 2014-2020, utilizando imágenes de SAR en GEE y técnicas de regresión, presentada por el estudiante ()/egresado (X) Bach. Darwin Gómez Fernández de la Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental con correo electrónico institucional darwin.gomez@untrm.edu.pe después de revisar con el software Turnitin el contenido de la citada Tesis, acordamos:

- a) La citada Tesis tiene 7 % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es menor (X) / igual () al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM.
- b) La citada Tesis tiene % de similitud, según el reporte del software Turnitin que se adjunta a la presente, el que es mayor al 25% de similitud que es el máximo permitido en la UNTRM, por lo que el aspirante debe revisar su Tesis para corregir la redacción de acuerdo al Informe Turnitin que se adjunta a la presente. Debe presentar al Presidente del Jurado Evaluador su Tesis corregida para nueva revisión con el software Turnitin.



Chachapoyas, 21 de enero del 2022


SECRETARIO


VOCAL


PRESIDENTE

OBSERVACIONES:

.....

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS



UNTRM

REGLAMENTO GENERAL
PARA EL OTORGAMIENTO DEL GRADO ACADÉMICO DE
BACHILLER, MAESTRO O DOCTOR Y DEL TÍTULO PROFESIONAL

ANEXO 3-Q

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL

En la ciudad de Chachapoyas, el día 11 de marzo del año 2022, siendo las 21:00 horas, el aspirante: Bach. Darwin Gómez Fernández, defiende en sesión pública presencial () / a distancia (x) la Tesis titulada: Análisis de la dinámica multitemporal del espejo de agua de dos lagos amazónicos durante 2014-2020, utilizando imágenes de SAR en GEE y técnicas de regresión, teniendo como asesor a Ing. Rolando Salas Lopez, para obtener el Título Profesional de Ingeniero Ambiental, a ser otorgado por la Universidad Nacional Toribio

Rodríguez de Mendoza de Amazonas; ante el Jurado Evaluador, constituido por:

Presidente: Ph.D. Ligia Magali García Rosero

Secretario: Mg. Jefferson Fitzgerald Reyes Farje

Vocal: Ing. Nilton Beltrán Rojas Briceño

Procedió el aspirante a hacer la exposición de la Introducción, Material y métodos, Resultados, Discusión y Conclusiones, haciendo especial mención de sus aportaciones originales. Terminada la defensa de la Tesis presentada, los miembros del Jurado Evaluador pasaron a exponer su opinión sobre la misma, formulando cuantas cuestiones y objeciones consideraron oportunas, las cuales fueron contestadas por el aspirante.

Tras la intervención de los miembros del Jurado Evaluador y las oportunas respuestas del aspirante, el Presidente abre un turno de intervenciones para los presentes en el acto de sustentación, para que formulen las cuestiones u objeciones que consideren pertinentes.

Seguidamente, a puerta cerrada, el Jurado Evaluador determinó la calificación global concedida a la sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional, en términos de:

Aprobado () Desaprobado ()

Otorgada la calificación, el Secretario del Jurado Evaluador lee la presente Acta en esta misma sesión pública. A continuación se levanta la sesión.

Siendo las 22:00 horas del mismo día y fecha, el Jurado Evaluador concluye el acto de sustentación de la Tesis para obtener el Título Profesional.

SECRETARIO

PRESIDENTE

VOCAL

OBSERVACIONES:

.....

.....

CONTENIDO

DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTO	iii
AUTORIDADES DE LA UNTRM.....	iv
VISTO BUENO DEL ASESOR.....	v
JURADO EVALUADOR.....	vi
CONSTANCIA DE ORIGINALIDAD DE LA TESIS.....	vii
ACTA DE SUSTENTACIÓN DE LA TESIS.....	viii
CONTENIDO.....	ix
ÍNDICE DE TABLAS	xi
ÍNDICE DE FIGURAS	xii
RESUMEN	xiii
ABSTRACT.....	xiv
I. INTRODUCCIÓN	15
II. MATERIALES Y MÉTODOS	18
2.1. Área de estudio	18
2.2. Procedimiento metodológico	19
2.3. Fuente de recursos	20
2.4. Procesamiento de imágenes de SAR	20

2.5 Cálculo de atributos geométricos.....	21
2.6. Análisis de regresión.....	21
2.7. Data de campo y comparación.....	23
III. RESULTADOS	23
3.1 Distribución y disponibilidad de datos SAR.....	23
3.2 Obtención de atributos geométricos	24
3.3 Análisis y predicción de datos	28
IV. DISCUSIONES	36
V. CONCLUSIONES	39
VI. RECOMENDACIONES	40
VII.REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	41
ANEXOS.....	47

ÍNDICE DE TABLAS

<i>Tabla 1. Número de imágenes de SAR utilizadas para generar las máscaras de agua del lago Burlán y Pomacochas, utilizando CART, RF y SVM.</i>	<i>24</i>
<i>Tabla 2: Coeficientes de correlación de los conjuntos de datos para los lagos Burlán y Pomacochas</i>	<i>27</i>
<i>Tabla 3. Valores mínimos, máximos y promedios de área y perímetro de los lagos Burlán y Pomacochas obtenidos mediante clasificación de imágenes SAR en el periodo 2014-2020.</i>	<i>28</i>
<i>Tabla 4. Área (ha) y Perímetro (km) estimados con SLR, PR, SVR, DTR y RFR de mayor R^2</i>	<i>31</i>
<i>Tabla 5. Comparación cruzada del área y perímetro de una imagen SAR, la estimación por el método de mayor R^2 y el vuelo fotogramétrico.</i>	<i>35</i>
<i>Tabla 6. Porcentaje de variación de las clasificaciones y la regresión respecto al RPAS.</i>	<i>35</i>

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1. Ubicación geográfica de los lagos de estudio.</i>	18
<i>Figura 2. Flujo metodológico seguido en la presente investigación.</i>	19
<i>Figura 3. Flujo metodológico para el análisis de regresión.</i>	21
<i>Figura 4. Distribución y disponibilidad mensual de las imágenes de Sentinel-1</i>	23
<i>Figura 5. Variación del área y perímetro del Lago Burlán</i>	25
<i>Figura 6. Variación del área y perímetro del lago Pomacochas</i>	26
<i>Figura 7. Dispersión de datos de área y perímetro del lago Burlán mediante Boxenplots.</i>	29
<i>Figura 8. Dispersión de datos de área y perímetro del lago Pomacochas mediante</i> <i>Boxenplots.</i>	30
<i>Figura 9. Modelos de regresión con mayor R^2 para los datos área y perímetro</i>	32
<i>Figura 10. Comparación del R^2 calculado para el modelo de SLR, PR, SVR, DTR, y RFR</i>	33
<i>Figura 11. Superposición de la clasificación SAR y el ortomosaico del lago Burlán y</i> <i>Pomacochas, para 2021-02-10.</i>	34
<i>Figura 12. Distribución diaria de la precipitación para los lagos Burlán y Pomacochas.</i>	37

RESUMEN

Amazonas es una de las regiones de montaña de Perú con elevada cobertura nubosa, por lo que utilizar datos ópticos en el análisis multitemporal de cuerpos de agua (como los lagos Pomacochas y Burlan) resulta dificultoso. Por tanto, en esta investigación utilizamos productos de Sentinel-1 A/B para analizar la dinámica multitemporal del espejo de agua de los lagos Burlán y Pomacochas desde 2014 a 2020. Para ello, en Google Earth Engine procesamos 517 imágenes SAR para cada lago mediante los algoritmos: Classification and Regression Trees (CART), Random Forest (RF) y Support Vector Machine (SVM). Posteriormente, con los valores de área y perímetro en Google Collaboratory (GC) se implementó un código para ejecutar regresión lineal simple, polinómica, de vectores de soporte, de árboles de decisión y random forest. Con el método de regresión de mayor R^2 se predijo el valor del área y perímetro de cada lago para el 2021-02-10, mismo valor que fue comparado con un vuelo fotogramétrico de un RPAS, utilizando puntos de control de un receptor GNSS Trimble R10. Durante los primeros meses del año se registraron aumentos del área y perímetro de cada lago, esto influenciado por el aumento de precipitaciones en la zona. RF funcionó mejor en clasificación y regresión, mostrando la forma de los polígonos de cada lago muy similares al ortomosaico obtenido por el RPAS. Finalmente, buscamos aportar con una metodología rápida para clasificar en dos categorías imágenes de SAR, además, realizar análisis de regresión en GC mediante cinco métodos que pueden ser replicadas en distintas áreas temáticas.

Palabras Clave: SAR, cambios, clasificación, Collaboratoy, GEE.

ABSTRACT

Amazonas is one of the mountainous regions of Peru with high cloud cover, so using optical data in multitemporal analysis of water bodies (such as Pomacochas and Burlan lakes) is difficult. Therefore, in this research we used Sentinel-1 A/B products to analyze the water mirror dynamics of Burlan and Pomacochas lakes from 2014 to 2020. For this, in Google Earth Engine we processed 517 SAR images for each lake using the algorithms: Classification and Regression Trees (CART), Random Forest (RF) and Support Vector Machine (SVM). Subsequently, with the values of area and perimeter in Google Collaboratory (GC) a code was implemented to run simple linear, polynomial, support vector, decisions trees and RF regression, and, with the regression method of higher R^2 the value of the area and perimeter of each lake was predicted for 2021-02-10, the same value was compared and validated with a photogrammetric flight of an RPAS, using control points from a Trimble R10 GNSS receiver. During the first months of the year, increases in the area and perimeter of each lake were recorded, influenced by the increase in precipitation in the area. RF performed better in classification and regression, showing the shape of the polygons of each lake very similar to the orthomosaic obtained by the RPAS. Finally, we sought to provide a fast methodology to classify SAR images into two categories, and to perform regression analysis in GC using five methods that can be replicated in different thematic areas.

Keywords: SAR, changes, classification, Collaboratoy, GEE.

I. INTRODUCCIÓN

Sólo el 2.5% del agua del planeta es dulce, de este, sólo 1.2% es agua dulce superficial, y gran parte de esta última se encuentra en glaciares y el 20.9% se encuentran en lagos (Gleick, Pacific Institute for Studies in Development Environment and Security., and Institute Stockholm Environment. 1993). Existen aproximadamente más de 1.43 millones de lagos y reservorios (Messenger et al. 2016; Meyer et al. 2020). Este tipo de ecosistemas costeros y continentales son importantes, por ser fuente de recursos nutricionales para animales y humano, además de brindar diversos servicios ecosistémicos (Lee et al. 2016).

Los recursos hídricos superficiales también desempeñan un papel importante en el desarrollo económico, el equilibrio de ecosistemas terrestres y acuáticos, la agricultura y en el medio ambiente(Liu et al. 2017). Por consiguiente, es crucial monitorear la dinámica del área y el almacenamiento de agua de un lago, para evaluar los impactos del cambio climático, y pronosticar futuros escenarios (Li et al. 2018). Además, monitorear la extensión del agua superficial apoya la gestión de recursos hídricos, modelización del clima, entre otros (Bioresita et al. 2019). Detectar los cuerpos de agua próximos a centros urbanos también resulta necesario, para la delimitación de zonas inundables y por consiguiente de acumulación de agua, mismas que se convierten en posibles focos de brotes de enfermedades transmitidas por el agua (Liao and Wen 2020).

En los últimos años, con la creciente disponibilidad de datos gratuitos de *radio detecting and ranging* (RaDAR) de Apertura Sintética (SAR), las investigaciones en recursos hídricos se incrementaron. Por ejemplo, para el monitoreo de superficies inundadas de lagos en estaciones húmedas y secas, especialmente en lagos pequeños (Barasa and Wanyama 2020), monitoreo de la calidad de agua superficial (Musa, Popescu, and Mynett 2015), mapear humedades (Brisco 2015), mapeo de ríos (Dewan, Kankam-Yeboah, and Nishigaki 2006), así como también para analizar la variación espacio-temporal del espejo de agua de lagos (Nath and Deb 2010). En Jiangxi (China), se analizaron los cambios en el área del espejo de agua del lago Poyan, durante 2014-2016, utilizando 33 imágenes de SAR de Sentinel-1 y fueron procesados en la Sentinel Application Platform (SNAP)(Zeng et al. 2017a). A su vez, el lago Dongting, en China, fue monitoreado utilizando imágenes ASAR de ENVISAT, durante 2002-2009 (Ding and Li 2011).

En Latinoamérica, se combinaron imágenes de RADARSAT nivel 1 y 7, imágenes de JERS-1 y vegetación acuática para calcular el área de los pantanales del sur de Brasil (Costa and Telmer 2006). También se han mapeado los lagos del norte de Alaska en la época de invierno del 2009, utilizando imágenes de ERS-2, con el objetivo de cuantificar la disponibilidad de agua en invierno y verano (Grunblatt and Atwood 2014).

La clasificación de imágenes satelitales a través de Classification and Regression Trees (CART), Random Forest (RF) o Support Vector Machine (SVM) lograron resultados eficientes y precisos (Nery et al. 2016). El proceso de clasificación de imágenes implica principalmente la asignación de píxeles a una clase, basándose en firmas espectrales, índices, información contextual, entre otros (Shetty 2019). Para esto, dos métodos conocidos del aprendizaje en conjunto son boosting y bagging (Liaw and Wiener 2002).

En boosting, los árboles sucesivos dan un peso extra a los puntos predichos incorrectamente por predictores anteriores, luego, se toma un voto ponderado para la predicción (Liaw and Wiener 2002; Schapire et al. 1998). En bagging, los árboles sucesivos no dependen de árboles anteriores, cada uno se construye de forma independiente utilizando una muestra inicial del conjunto de datos, luego, se lleva a cabo una votación por mayoría simple para la predicción (Breiman 1996; Liaw and Wiener 2002). Estos procesos se optimizaron con el lanzamiento de Google Earth Engine (GEE), permitiendo el procesamiento automático y en paralelo, datos geoespaciales a escala global utilizando la nube de Google (Gorelick et al. 2017; Tamiminia et al. 2020).

Por su parte, la regresión trata de predecir una cantidad, a diferencia de la clasificación que trata de predecir una categoría (Brownlee 2016). Dentro de los principales algoritmos de regresión encontramos a la regresión lineal, regresión polinómica, regresión de, vectores de soporte, árboles de decisión y random forest, mismos que se pueden ejecutar de manera rápida en Google Colaboratory.

Dentro de las técnicas avanzadas de regresión podemos destacar a la técnica de regresión de vectores de soporte (SVR), creada por (Vapnik, 2000). Esta técnica se basa en la construcción de un tubo llamado e-tube, de ancho ϵ (e) en el que todos los datos dentro del e-tube no se considera el error y los datos adyacente son los vectores de soporte (Hawkinns, 2015). Por su parte, los árboles de clasificación y regresión (CART), dividen al conjunto de datos en subsecciones, según su distribución en x,y, es decir basado en la entropía de información, luego basada en el límite de división hace la regresión comparando valores menores o mayores (Ekiz et al., 2020; Rathore & Kumar, 2016; Xu

et al., 2005). Finalmente, la regresión con Random Forest, básicamente consiste en elegir “k” datos que formarán parte del conjunto de datos de entrenamiento, luego con los “k” datos se construye un árbol de decisión para pronosticar la categoría (Babar et al., 2020; Harrison et al., 2020; Zeng et al., 2020).

Analizamos la dinámica del espejo de agua de dos lagos en la región de Amazonas en Perú. Para ello, *i*) se recopilieron imágenes Sentinel-1 en GEE para el periodo 2014—2020, *ii*) redujimos el speckle de las imágenes para su posterior clasificación en agua y suelo utilizando CART, RF, y SVM, *iii*) calculamos el área y perímetro en cada imagen SAR para cada lago, *iv*) luego, con el método de regresión de mejor R^2 predecimos el valor de área y perímetro, éstos fueron validados mediante un Phantom 4 RTK (P4RTK). En efecto, esta investigación busca mostrar la dinámica del espejo de agua para dos lagos separados 50 km aproximadamente, con espejos de agua y condiciones climáticas diferentes. Asimismo, se aporta una metodología rápida y sencilla para clasificar en dos categorías imágenes de Sentinel-1 en GEE utilizando CART, RF y SVM. También se muestra la flexibilidad de realizar un análisis de regresión en Google Colaboratory (GC) utilizando regresión lineal simple, polinómica, de vectores de soporte, de árboles de decisión y random forest, mismos métodos de regresión que pueden ser aplicados a distintas áreas temáticas.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio

En la **Figura 1**, se muestra la ubicación del lago Burlán en el distrito de Bagua Grande, provincia de Utcubamba, y, del lago Pomacochas en el distrito de Florida, provincia de Bongará en el departamento de Amazonas, Perú. El lago Burlán, abarca los $5^{\circ}47'02''$ a $5^{\circ}47'22''$ de latitud sur y $78^{\circ}22'53''$ a $78^{\circ}23'02''$ de longitud oeste, además, presenta un clima cálido semiseco, temperatura promedio de 24.9°C , y una altitud de 450 m.s.n.m (SENAMHI 2017). Por su parte el Lago Pomacochas abarca los $5^{\circ}48'35''$ a $5^{\circ}50'5''$ latitud sur y $77^{\circ}57'39''$ a $77^{\circ}56'17''$ longitud oeste, presenta un clima cálido y templado, temperatura promedio anual de 15°C , y una altitud de 2220 m.s.n.m (Barboza-Castillo et al., 2016). Ambos lagos tienen como principal uso el recreacional, y sirven como abastecimiento de agua a las actividades agropecuarias cercanas de la zona.

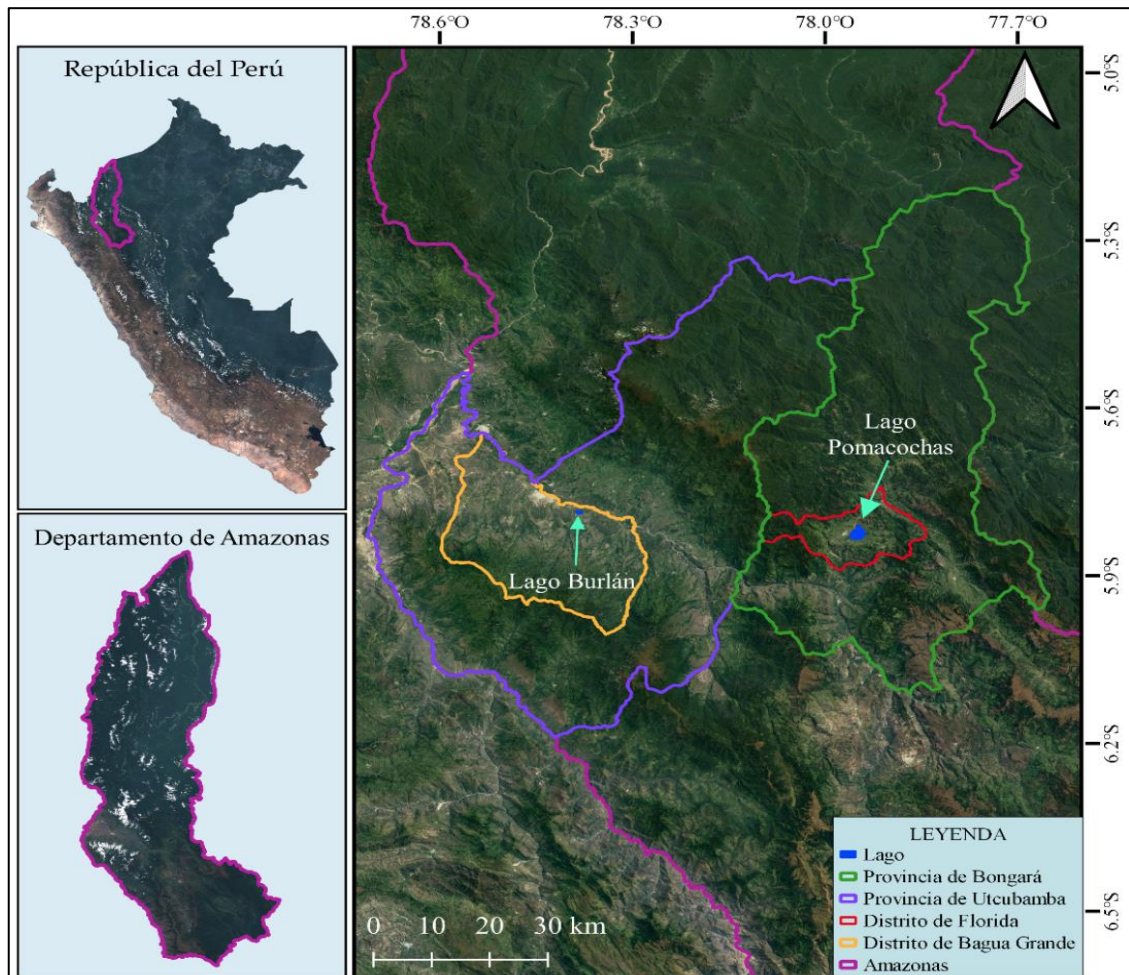


Figura 1. Ubicación geográfica de los lagos de estudio.

2.2. Procedimiento metodológico

A continuación, en la **Figura 2**, resume el procedimiento para analizar la dinámica del espejo de agua de los lagos Burlán y Pomacochas durante el 2014-2021, utilizando imágenes de la misión Sentinel-1 en GEE y cinco métodos de regresión: regresión lineal simple (SLR), polinómica (PR), de vectores de soporte (SVR), de árboles de decisión (DTR) y random forest (RFR). Por ello, se redujo el speckle de las imágenes SAR, para una posterior clasificación utilizando CART, RF y SVM, la imagen clasificada fue procesada en QGIS 3.10. Posteriormente, se realizó el análisis de regresión en GC, utilizando los cinco métodos de regresión y los valores de área y perímetro. Finalmente, para validar los cálculos realizados en GEE y GC, se midió en campo el área y perímetro de cada lago, utilizando un RPAS P4RTK, con la finalidad de comparar con el área y perímetro obtenidos mediante la extracción en GEE y la estimación por regresión

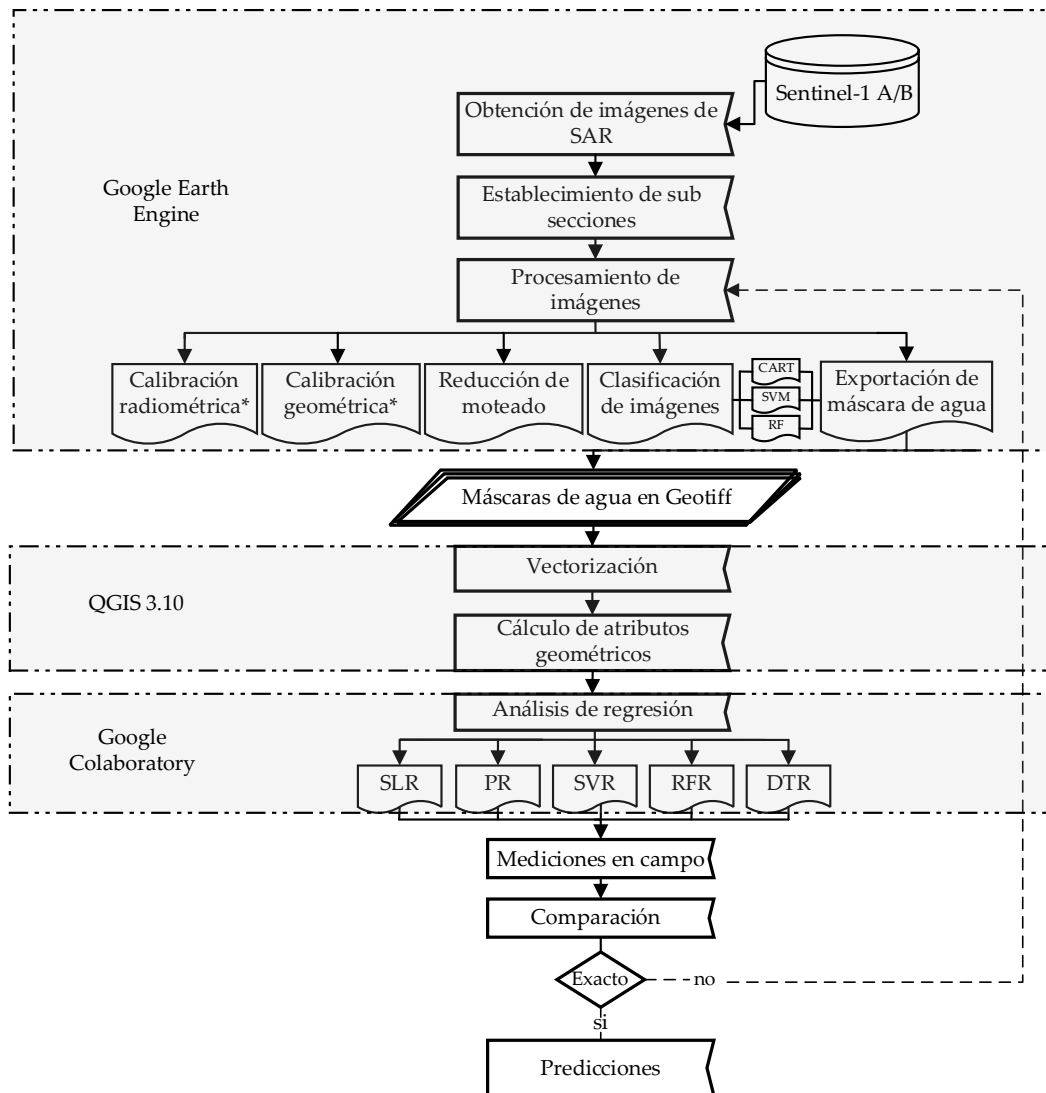


Figura 2. Flujo metodológico seguido en la presente investigación.

2.3. Fuente de recursos

Se utilizaron principalmente las imágenes de Sentinel-1 A/B (COPERNICUS/S1_GRD) disponibles en GEE. Los datos utilizados fueron de nivel 1 en formato rango de tierra detectado (GRD), de franja ancha interferométrica (IW) de Modo Beam, utilizando las direcciones de paso Ascendente y Descendente, además, las polarizaciones VH y VV.

Se utilizaron puntos de entrenamiento para la clasificación de imágenes, estos estuvieron distribuidos en el lago y contorno de cada lago, a su vez, estuvieron categorizados en agua (1) y suelo (0).

2.4. Procesamiento de imágenes de SAR

El procesamiento de las imágenes SAR se llevó a cabo en la plataforma de GEE (Gorelick et al. 2017). Para ello, se elaboró un código que incluyó la importación de imágenes de Sentinel-1, reducción de moteado, clasificación y exportación de imágenes SAR. Además, según la disponibilidad de datos y el objetivo de la investigación, se generaron máscaras de agua en cuatro combinaciones, para ello se combinó la dirección de paso y la polarización de las imágenes, estas combinaciones fueron: Descendente-VH (DVH), Ascendente-VH (AVH), Descendente-VV (DVV), Ascendente-VV (AVV), desde 2014 a 2020.

Debido a que, las imágenes de SAR de la misión Sentinel-1 disponibles en GEE fueron corregidas radiométrica y geoméricamente, sólo se redujo el moteado de la colección, para ello, asemejándose al procesamiento en SNAP (multilook), con el que se divide el haz de radar y se calcula un promedio (Lee et al. 1994), en GEE utilizamos la función *ee.Image.focal_median* se aplicó un filtro reductor morfológico a una banda con un círculo de 30 metros de radio como Kernel de una repetición.

Se creó una variable que contiene la colección filtrada y una banda con los detalles de cada una de las cuatro combinaciones. Luego, realizamos una clasificación supervisada con tres algoritmos de aprendizaje automático, RF (Breiman 2001), CART (Breiman et al. 1984), y SVM (Burges 1998; Chih Wei, Chih Chung, and Chih Jen 2003) y 23 y 12 puntos de entrenamiento para el lago Pomacochas y Burlán, respectivamente. Adicionalmente para evaluar la precisión de la clasificación, calculamos la matriz de confusión e índice de kappa (Stehman 1997). Finalmente, se exportaron las imágenes clasificadas en formato GeoTIFF y sistema de referencia de coordenadas de EPSG: 32717 y 32718 para el lago Burlán y Pomacochas, respectivamente.

2.5 Cálculo de atributos geométricos

Los atributos geométricos fueron calculados en el software QGIS 3.10 LTR, donde las imágenes clasificadas fueron vectorizadas utilizando la herramienta raster *poligonizar* ejecutada en lotes. Las imágenes clasificadas fueron disueltas en función a su codificación, para evitar errores de cálculo, debido a que en algunas imágenes se generaron polígonos separados con la misma codificación. Finalmente, se añadieron los valores geométricos del área y perímetro para cada grupo de imágenes.

2.6. Análisis de regresión

Para mostrar la dispersión de datos, se elaboraron gráficos de valores de letra (boxenplots) en Google Colaboratory para cada combinación de datos de los lagos Burlán y Pomacochas, se utilizaron boxenplots debido a que cada lote de datos era menor a 200 elementos (Hofmann, Kafadar, and Wickham 2011).

Posteriormente se realizó una normalización de datos para un correcto análisis de regresión. El código utilizado para la normalización de datos se aprecia en el repositorio web: https://github.com/dargofer/SAR_image_classification.

Utilizando como base los valores normalizados del área y perímetro de cada lago, y para cada combinación y clasificador, se aplicaron cinco métodos de regresión, para estimar el valor de área de un lago en un tiempo posterior específico (2021-02-10), para ello, se utilizaron SLR, PR, SVR, DTR y RFR, ejecutados en scripts con lenguaje de codificación de Python en Google Colaboratory.

La **Figura 3**, muestra el flujo metodológico utilizado en los cinco métodos de regresión

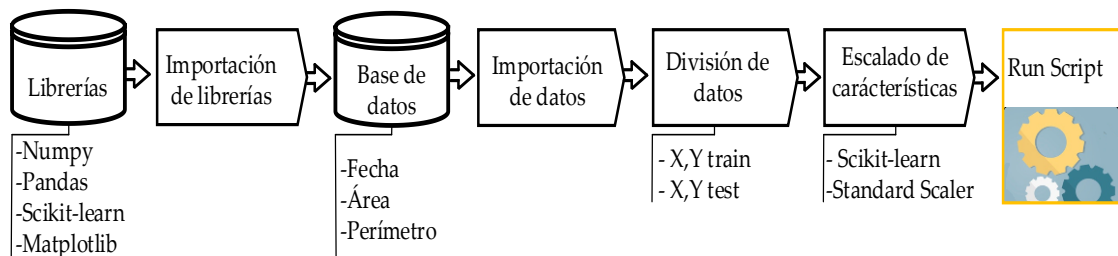


Figura 3. Flujo metodológico para el análisis de regresión.

A cada grupo de datos de área y perímetro según cada clasificador se aplicaron los cinco métodos de regresión, de los cuales se calculó el coeficiente de determinación (R^2) disponible en Scikit-learn, con el fin de indicar el ajuste de los datos, los valores de R^2

varían de $-\infty$ a 1, la mejor puntuación posible es 1, los valores negativos refieren a que el modelo puede ser arbitrariamente peor. Por lo tanto, si \hat{y}_i es el valor predicho de la i -ésima muestra, y y_i es el valor verdadero correspondiente para el total n muestras, el R^2 es definido como:

$$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \text{ donde } \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 \quad (1)$$

Las variables dependientes fueron área y perímetro (por separado), y como variable independiente la fecha de adquisición de la imagen SAR, la misma que fue transformada a número entero ordinal, debido a que en las regresiones las cadenas generan inconvenientes en la predicción. La principal librería utilizada fue Scikit-learn (Pedregosa et al. 2011), la cual contiene todos los métodos de regresión utilizados en esta investigación. A continuación, se describe el procedimiento seguido en cada método de regresión.

Para SLR, se utilizaron las librerías *Numpy*, *Pandas*, *Matplotlib* y *Scikit-learn*. La ecuación fundamental estuvo determinada por el intercepto (b_0), la pendiente (b_1) y la variable independiente (X), b_0 y b_1 fueron estimados mediante mínimos cuadrados ordinario (Altman and Krzywinski 2015a, 2015b). Se utilizó como regresor la función *LinearRegression*, el cual fue importado del módulo modelos lineales de la librería *Scikit-learn*. Para PR se empleó las librerías de SLR, además, inicialmente establecimos una regresión lineal a la que transformamos a polinómica utilizando *Polynomial Features* de 2 grados, perteneciente al módulo de pre-procesamiento de la librería *Scikit-learn* (Pedregosa et al. 2011). Por su parte, para SVR los datos importados fueron estandarizados utilizando *Standard Scaler*, luego para aplicar los principios de la teoría de Vapnik Chervonenkis se importó la función *SVR* (Vapnik 2000), además para completar el regresor, utilizamos Gaussian Radial Basis Function (RBF) como función Kernel para SVMs. Para aplicar regresión por árboles de decisión a los datos, se importó *DecisionTreeRegressor* como regresor, y el estado de aleatoriedad que se otorgó el valor 0. Para construir el regresor de RFR importamos *RandomForestRegressor*, consideramos 10 como el número de árboles (*n_estimator*), y 0 como el estado de aleatoriedad (*random_state*). Los regresores por árboles de decisión y random forest fueron importados de la librería scikit-learn (Pedregosa et al. 2011).

2.7. Data de campo y comparación

La comparación del área y el perímetro de cada lago se realizó mediante imágenes de vuelos fotogramétricos realizados con un Phantom 4 RTK, en modo PPK (Post Processed Kinematic) y un GNSS Trimble R10. Las imágenes fueron procesadas en PIX4D mapper, utilizando 11 y 8 puntos de control terrestre (GCP) para el lago Pomacochas y Burlán, respectivamente. Finalmente, se calcularon el área y perímetro de cada lago en la fecha de toma de imagen de Sentinel-1 (± 01 día).

III. RESULTADOS

3.1 Distribución y disponibilidad de datos SAR

La **Figura 4** muestra la distribución y disponibilidad mensual de las imágenes SAR utilizadas para el análisis de la dinámica del lago Burlán y Pomacochas, desde 2014-2021.

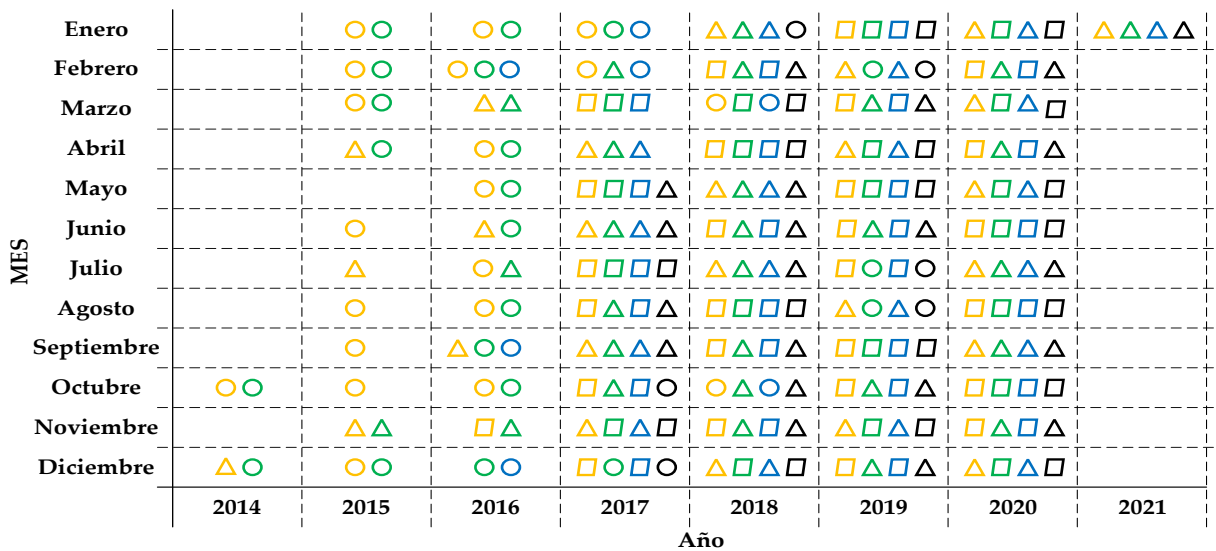


Figura 4. Distribución y disponibilidad mensual de las imágenes de Sentinel-1, utilizadas para el análisis de la dinámica del lago Burlán y Pomacochas durante 2014 a 2021.

Las figuras geométricas representan el número de imágenes disponibles en un mes, donde: un círculo, triángulo y paralelogramo, representan 1, 2, 3 imágenes, respectivamente. Además, el color de cada uno, representa la combinación de dirección de paso y polarización, donde: los colores anaranjado, verde, azul, negro representan las combinaciones DVV, AVV, DVH y AVH, respectivamente.

Se analizaron 517 imágenes de Sentinel-1 para cada lago de estudio durante 2014/10/06 a 2021/01/29 (**Tabla 1**). Además, debido a la clasificación utilizando CART, RF, SVM se obtuvieron 3 productos por imagen, generándose un total de 3102 máscaras de agua para ambos lagos.

Tabla 1. Número de imágenes de SAR utilizadas para generar las máscaras de agua del lago Burlán y Pomacochas, utilizando CART, RF y SVM.

Lago	Imagen SAR disponible				Máscara de agua analizada				
	DVV	AVV	DVH	AVH	Total	CART	RF	SVM	Total
	2014/10/15— 2021/01/29	2014/10/06— 2021/01/20	2016/02/07— 2021/01/29	2017/05/17— 2021/01/20					
Burlán	153	137	123	104	517	517	517	517	1551
Pomacochas	153	137	123	104	517	517	517	517	1551
Total					1034				3102

La **Tabla S1** de los anexos muestra los atributos de todas las imágenes utilizadas para la obtención de máscaras de agua del lago Burlán y Pomacochas desde 2014-2021.

3.2 Obtención de atributos geométricos

El procesamiento de las imágenes de SAR realizado en GEE, se encuentra disponible en el siguiente repositorio web: https://github.com/dargofer/SAR_image_classification

Las Figuras 5 y 6 muestran la variación del área y perímetro de los lagos Burlan y Pomacochas. La figura 5 muestra que, el área y perímetro del lago Burlán no tiene una tendencia marcada en ninguna de las cuatro combinaciones de datos (a,b,c,d), debido a que la dinámica de este lago esta influenciada por las temporadas de la siembra de arroz. A su vez, los valores graficados de CART y Random Forest son similares entre ellos, por su parte, los valores obtenidos por SVM son mayores.

Por otra parte, la figura 6 muestra que, el área y perímetro de las combinaciones AVV, DVH y DVV del lago Pomacochas presentan un comportamiento más homogéneo respecto a AVH. El lago Pomacochas presenta un leve aumento de área y por ende del perímetro en los primeros meses de cada año, coincidiendo con los meses de mayor precipitación. Sin embargo, al igual que el comportamiento de los valores graficados para el lago Burlán, SVM siempre presenta mayores valores que CART y RF.

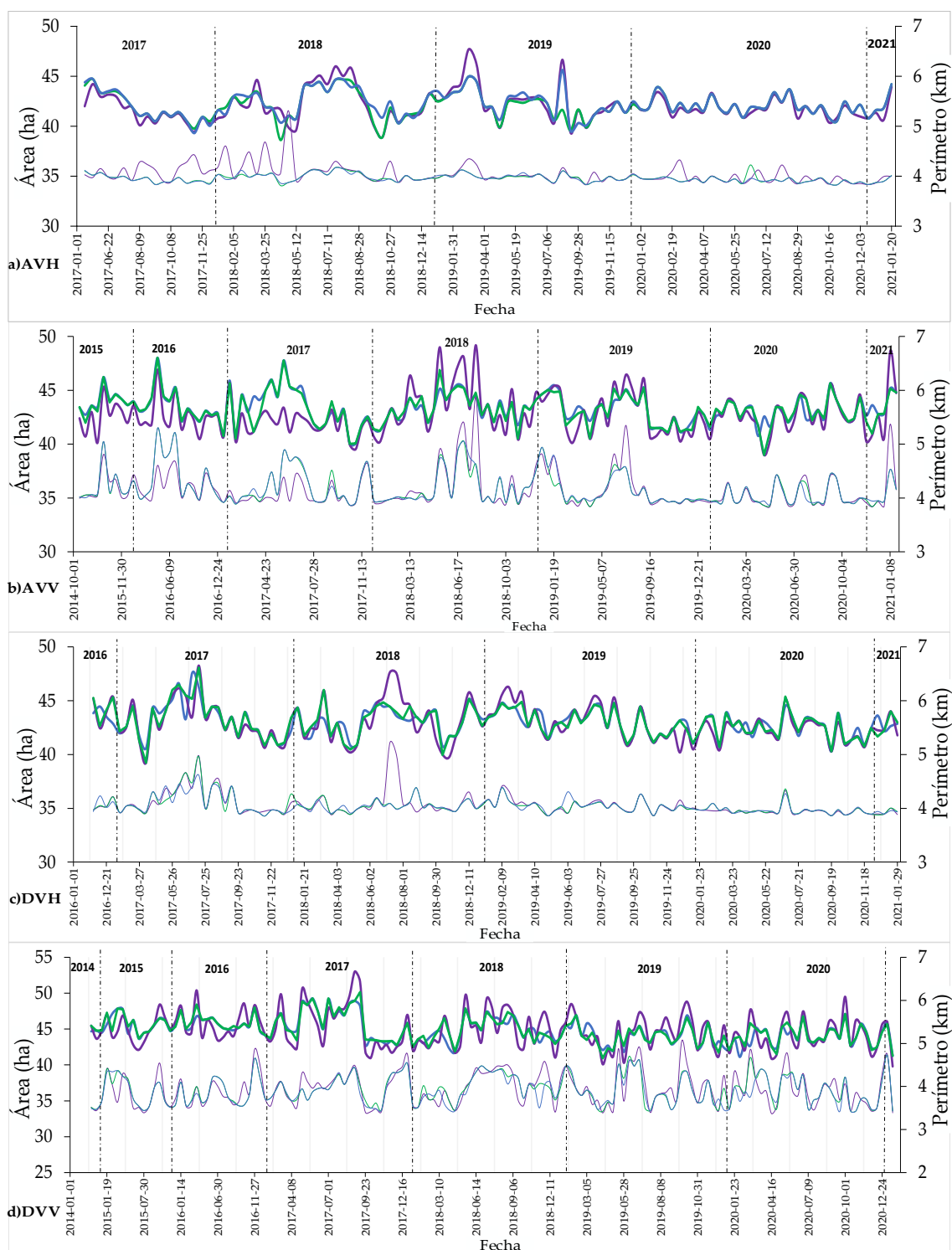


Figura 5. Variación del área y perímetro del Lago Burlán, utilizando CART, RF, SVM como clasificadores de las imágenes SAR. Las líneas gruesas representan el área (ha) y las delgadas al perímetro (km), además, las líneas de color morado, verde y azul, representan los valores obtenidos mediante SVM, CART y RF, respectivamente.

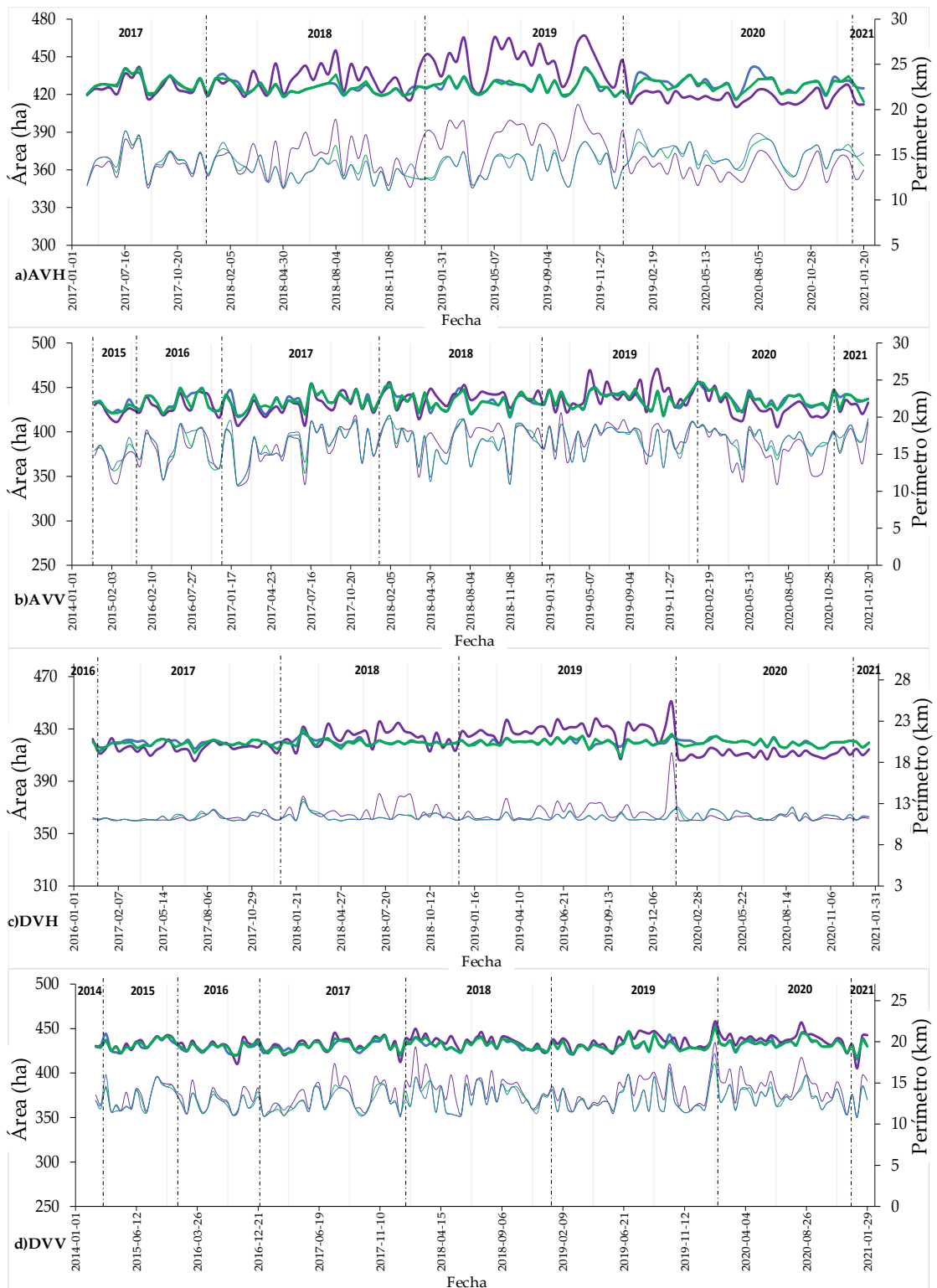


Figura 6. Variación del área y perímetro del lago Pomacochas, utilizando CART, RF, SVM como clasificadores de las imágenes SAR. Las líneas gruesas representan el área (ha) y las delgadas al perímetro (km), además, las líneas de color morado, verde y azul, representan los valores obtenidos mediante SVM, CART y RF, respectivamente.

A continuación, en la **Tabla 2** se muestra la correlación entre los conjuntos de datos obtenidos por cada clasificador (CART, RF y SVM) y combinación respectiva (AVH, AVV, DVH y DVV) para el área (A) y perímetro (P) de los lagos Burlán y Pomacochas.

Para el lago Burlán, la mejor correlación de los conjuntos de datos, representada por los coeficientes de correlación más cercanos a uno, se obtuvieron entre CART y RF de la combinación AVV, con 0.91 y 0.97 para el área y perímetro, respectivamente.

Por su parte para el lago Pomacochas, la mejor correlación también fue entre CART y RF de la combinación AVV, con 0.93 y 0.98 para el área y perímetro, respectivamente.

Tabla 2: Coeficientes de correlación de los conjuntos de datos para los lagos Burlán y Pomacochas

LAGO BURLÁN																								
Classification and regressions trees (CART)								Random Forest (RF)								Support Vector Machine (SVM)								
AVH		AVV		DVH		DVV		AVH		AVV		DVH		DVV		AVH		AVV		DVH		DVV		
A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	
CART	1	1	1	1	1	1	1	1	0.91	0.92	0.91	0.97	0.87	0.88	0.92	0.93	0.86	0.22	0.80	0.79	0.90	0.73	0.84	0.84
RF									1	1	1	1	1	1	1	1	0.90	0.22	0.71	0.78	0.77	0.66	0.75	0.78
SVM																	1	1	1	1	1	1	1	1

LAGO POMACOCHAS																								
Classification and regressions trees (CART)								Random Forest (RF)								Support Vector Machine (SVM)								
AVH		AVV		DVH		DVV		AVH		AVV		DVH		DVV		AVH		AVV		DVH		DVV		
A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	A	P	
CART	1	1	1	1	1	1	1	1	0.89	0.96	0.93	0.98	0.80	0.98	0.93	0.97	0.44	0.36	0.68	0.79	0.52	0.41	0.86	0.83
RF									1	1	1	1	1	1	1	1	0.28	0.27	0.62	0.76	0.35	0.37	0.79	0.80
SVM																	1	1	1	1	1	1	1	1

En la **Tabla 3** muestra los valores mínimos, máximos y promedios que se obtuvieron para el área (A) y perímetro (P) de los lagos Burlán y Pomacochas, respectivamente, calculados según la clasificación de imágenes de SAR mediante CART, RF y SVM.

El comportamiento de los valores obtenidos por CART y RF fue similar para ambos lagos, esto debido básicamente a que comparten el mismo enfoque en la clasificación, es decir utilizan árboles de decisión, además, para obtener el algoritmo de clasificación de Random Forest en 2001, se partió del algoritmo de clasificación de CART fundamentado en 1984 (Breiman 2001; Breiman et al. 1984), por su parte los valores obtenidos por la clasificación mediante SVM son mayores debido a que utiliza otro enfoque en la clasificación.

Tabla 3. Valores mínimos, máximos y promedios de área y perímetro de los lagos Burlán y Pomacochas obtenidos mediante clasificación de imágenes SAR en el periodo 2014-2020.

Clasificador	Atributo geométrico		Lago Burlán				Lago Pomacochas			
			AVH	AVV	DVH	DVV	AVH	AVV	DVH	DVV
Classification and regresions trees (CART)	Área (ha)	Mínima	38.6	39	39.2	40.9	414	417.8	408.3	415.6
		Máxima	45	48	48.1	50.2	441.4	455.8	430.1	452.2
		Promedio	42.1	43.3	43	44.9	426.8	434.8	419.3	431.4
	Perímetro (km)	Mínimo	3.31	3.34	3.36	3.42	11.06	10.94	10.9	10.89
		Máximo	3.72	4.8	4.46	4.72	17.59	20.06	13.54	17.26
		Promedio	3.46	3.67	3.55	3.93	14.16	16.52	11.36	13.03
Random Forest (RF)	Área (ha)	Mínima	39.3	40	40.3	41.1	416	416.2	414.8	415.6
		Máxima	45.6	48	47.6	49.3	441.4	455.8	426.5	456.5
		Promedio	42.2	43.3	43	44.8	427.2	435.1	419.7	431.3
	Perímetro (km)	Mínimo	3.33	3.37	3.36	3.43	11.06	10.92	10.92	10.89
		Máximo	3.67	4.8	4.12	4.72	17.79	19.79	13.2	18.52
		Promedio	3.46	3.68	3.54	3.91	14.2	16.59	11.38	13.02
Support Vector Machine (SVM)	Área (ha)	Mínima	38.9	39	39.2	39.8	409.2	405.4	405.5	405.4
		Máxima	47.7	49.2	48.3	53	466.8	470.8	450.6	458
		Promedio	42.1	42.8	43	44.9	430.5	433.5	420.1	434.3
	Perímetro (km)	Mínimo	3.33	3.34	3.36	3.37	11.14	10.87	10.88	10.8
		Máximo	4.81	5.73	4.72	5.05	20.52	20.58	19.17	19.92
		Promedio	3.55	3.66	3.57	3.95	14.72	16.43	11.65	13.86

3.3 Análisis y predicción de datos

A continuación, en las **Figuras 7 y 8** muestra la distribución de datos para cada combinación (AVV, AVH, DVV, DVH) utilizando Boxenplots, para el lago burlan y Pomacochas, respectivamente. De las figuras 7 y 8, las sub figuras de $a-l$ y de $m-x$ representan las distribuciones de datos del área y perímetro respectivamente.

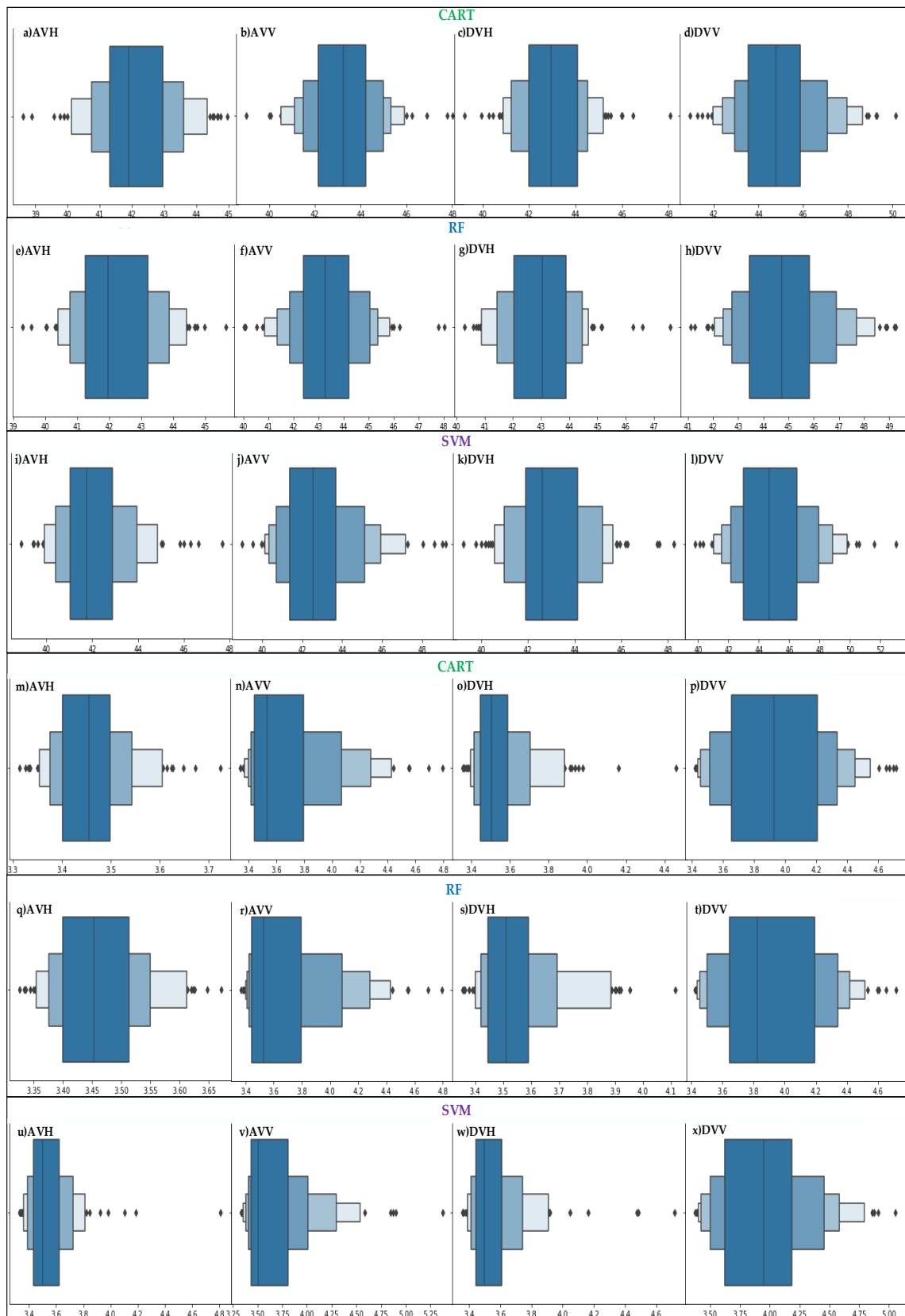


Figura 7. Dispersión de datos de área y perímetro del lago Burlán mediante Boxenplots.

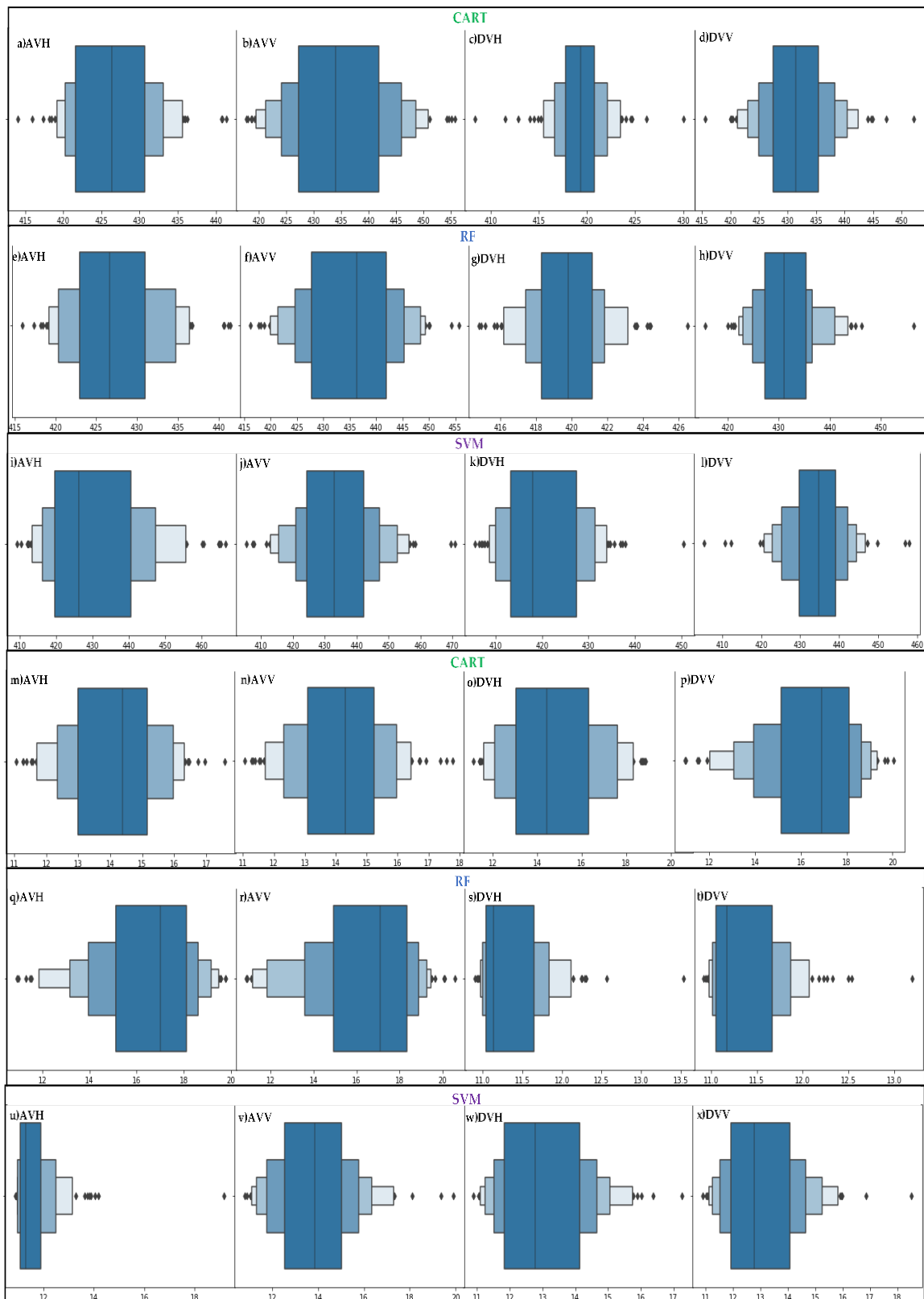


Figura 8. Dispersión de datos de área y perímetro del lago Pomacochas mediante Boxenplots.

Como se aprecia en las **Figura 7 y 8**, los cuantiles de cada sub-figura muestran cada agrupación de datos en un rango específico, y en cada extremo de los cuantiles se muestra los valores atípicos inferiores y superiores, por lo cual, se realizó una normalización de los datos y se eliminaron los datos atípicos para poder realizar un correcto análisis de regresión.

A continuación, en la **Tabla 4** muestra los valores de área, perímetros normalizados y los coeficientes de determinación (R^2) y la combinación que tuvo mayor grado de ajuste a SLR, PR, SVR, DTR, RFR para el 2021-02-10. La **Tabla S2** de los anexos muestra todos los R^2 calculados en la presente investigación.

Tabla 4. Área (ha) y Perímetro (km) estimados con SLR, PR, SVR, DTR y RFR de mayor R^2

		SLR	PR	SVR	DTR	RFR
Lago Burlán	Área	42.46	42.3	42.43	45.2	44.47
	R^2	0.12	0.15	0.22	0.37	0.46
	Combinación	DVH	DVH	DVH	AVV	AVV
	Perímetro	3.43	3.41	3.41	3.43	3.82
	R^2	0.15	0.20	0.29	0.23	0.43
	Combinación	AVH	AVH	DVH	DVV	DVV
Lago Pomacochas	Área	417.8	408	411.42	414	413.1
	R^2	-0.004	0.38	0.41	0.13	0.15
	Combinación	DVH	DVH	DVH	DVH	DVH
	Perímetro	13.28	16.5	15.14	17.1	17.46
	R^2	0.095	0.24	0.42	0.16	0.26
	Combinación	DVV	AVV	AVH	AVV	AVV

La **Figura 9**, muestra el mejor ajuste del modelo de regresión a los datos de área y perímetro de los lagos Burlán y Pomacochas

Para el lago Burlán, SLR, PR y SVR se ajustaron mejor a los datos de área de la combinación DVH clasificados por SVM, en cambio DTR y RFR se ajustaron mejor a la combinación AVV clasificado por CART, para el perímetro, SLR y PR se ajustaron a la combinación AVH y clasificado por SVM, SVR a la combinación DVH clasificada por SVM, finalmente, DTR y RFR a DVV clasificado por CART.

Para el lago Pomacochas, todos los modelos de regresión se ajustaron a los datos de área de la combinación DVH clasificados por SVM, para el perímetro SLR se ajustó mejor a la combinación DVV clasificado por CART, PR a AVV clasificado por SVM, SVR a AVH clasificado por RF, finalmente, DTR y RFR a DVV clasificado por CART.

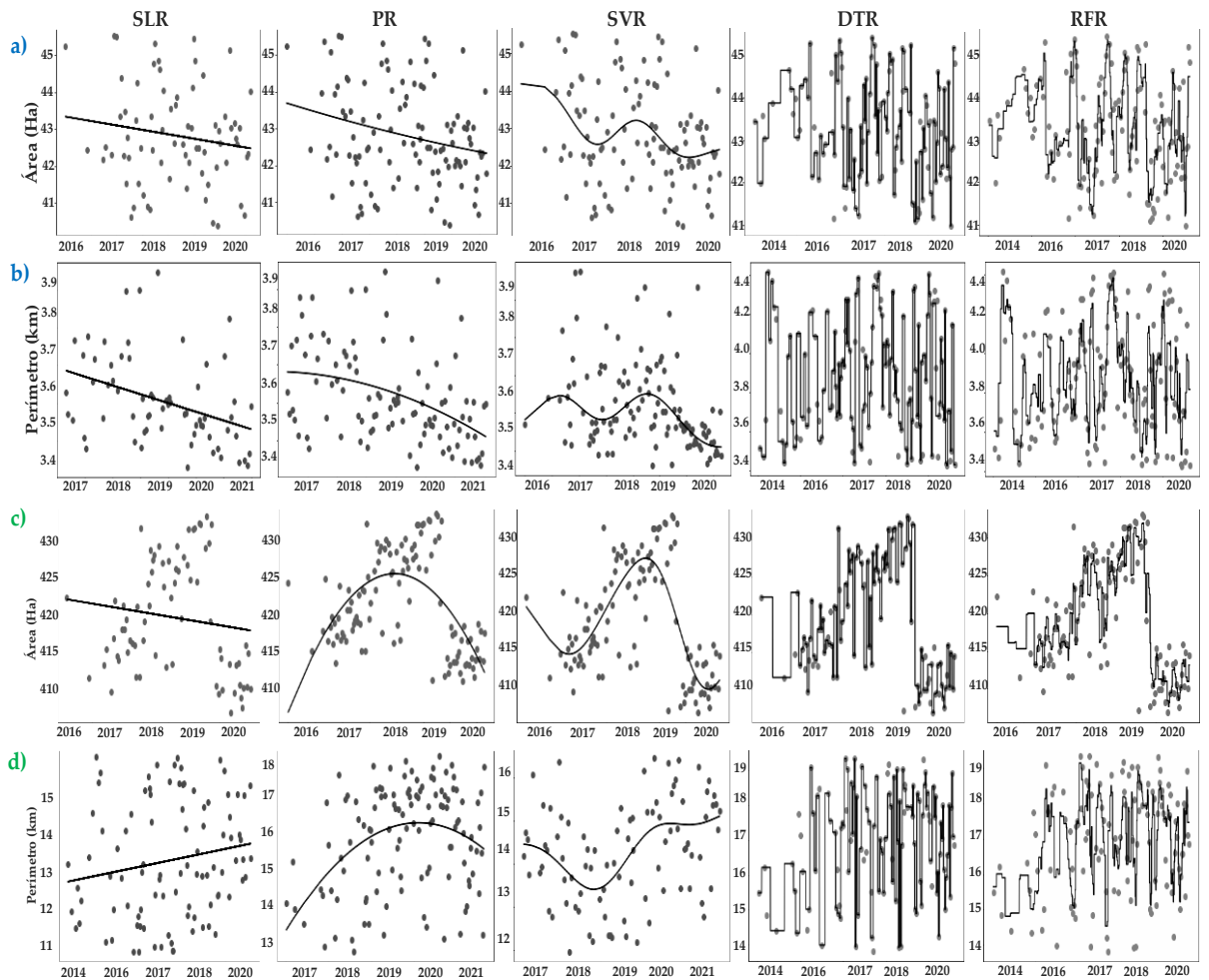


Figura 9. Modelos de regresión con mayor R^2 para los datos área y perímetro del lago Burlán (a,b) y Pomacochas (c,d), respectivamente.

Para el lago Burlán las combinaciones AVV y DVV y clasificadas mediante CART, fueron las que mejor R^2 obtuvieron para área (0.46) y perímetro (0.43), respectivamente, según el modelo de regresión por random forest.

A su vez, para el lago Pomacochas DVH y clasificada mediante SVM, obtuvo mayor R^2 para área (0.41) según el modelo de regresión por vectores de soporte, respecto al perímetro AVV clasificada mediante RF obtuvo mayor R^2 (0.42) según el modelo de regresión por vectores de soporte.

A continuación, en la **Figura 10** se comparan el R^2 de cada método de regresión. Se aprecia que para el lago Burlán la regresión por random forest mostró mayor R^2 en datos de área (0.46) y perímetro (0.43), mostrándose así una adaptación media del modelo hacia los datos, por su parte, para el lago Pomacochas el modelo que mejor se ajustó al área (0.41) y perímetro (0.42) fue modelo de regresión por vectores de soporte.

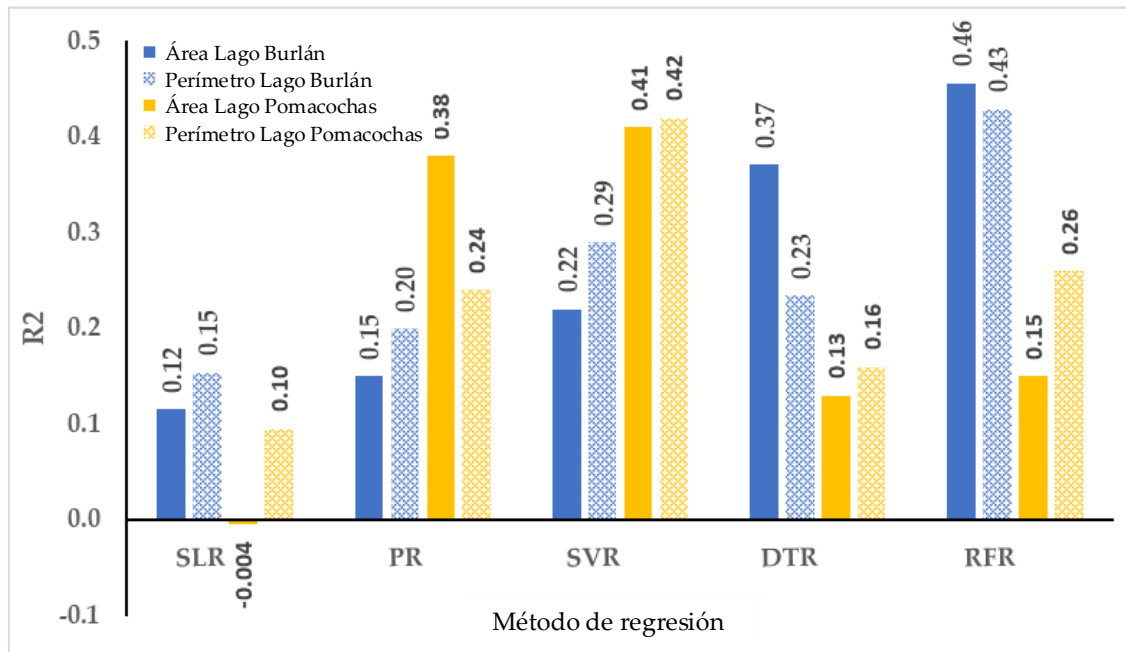


Figura 10. Comparación del R^2 calculado para el modelo de SLR, PR, SVR, DTR, y RFR aplicados a los datos de área y perímetro del lago Burlán y Pomacochas.

3.3.3. Validación

La **Figura 11** muestra los polígonos obtenidos de una imagen SAR en paso descendente y polarizaciones VH y VV del 2021-02-10, que fue clasificada mediante CART, RF y SVM y el ortomosaico de los lagos Burlán y Pomacochas, obtenido por el RPAS en la misma fecha de paso.

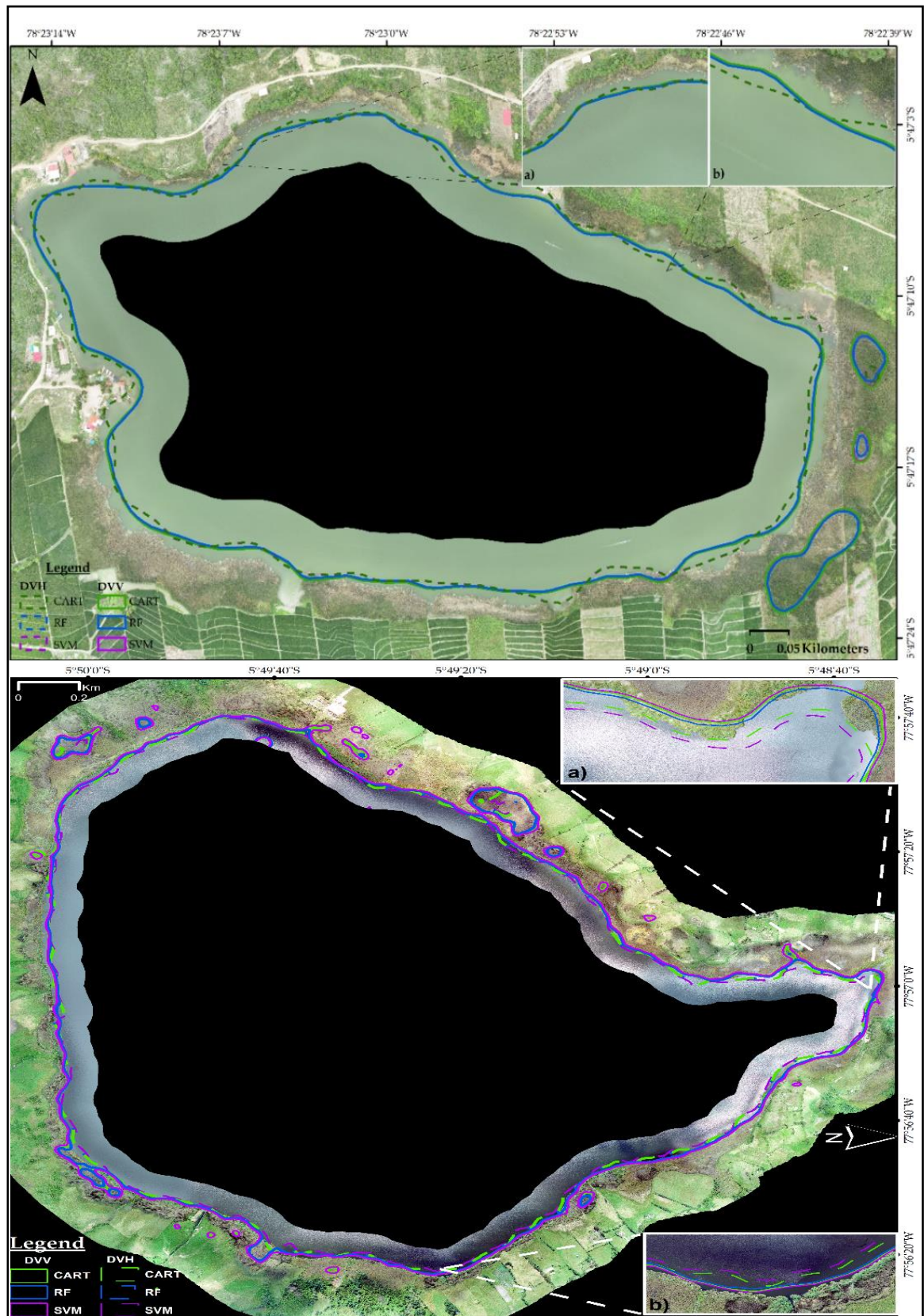


Figura 11. Superposición de la clasificación SAR y el ortomosaico del lago Burlán y Pomacochas, para 2021-02-10.

Se calcularon el área (A) y perímetro (P) en hectáreas y kilómetros, respectivamente, para cada polígono extraído de la imagen SAR de las combinaciones DVH y DVV, estos valores fueron comparados con la estimación por el mejor método de regresión y el vuelo con RPAS realizado sobre el lago Burlán y Pomacochas, tal como se muestra en la **Tabla 5**.

Tabla 5. Comparación cruzada del área y perímetro de una imagen SAR, la estimación por el método de mayor R^2 y el vuelo fotogramétrico.

		Imagen SAR						Mejor método de regresión	RPAS
		DVV			DVH				
		CART	RF	SVM	CART	RF	SVM		
Lago Burlán	A	43.53	42.89	43.42	42.46	42.48	42.48	44.47	45.63
	P	3.4	3.3	3.38	2.87	2.87	2.87	3.82	4.13
Lago Pomacochas	A	434.89	430.77	437.18	420.57	420.57	414.23	411.89	429.09
	P	12.21	11.13	13.03	9.51	9.49	9.14	17.46	9.89

Además, se calculó el porcentaje de variación ($\Delta\%$) de la imagen SAR y la estimación por regresión respecto a los valores obtenidos mediante el RPAS, tal como se muestra en la **Tabla 6**.

Tabla 6. Porcentaje de variación de las clasificaciones y la regresión respecto al RPAS.

		Imagen SAR						$\Delta\%$ Mejor método de regresión	RPAS
		DVV			DVH				
		$\Delta\%$ CART	$\Delta\%$ RF	$\Delta\%$ SVM	$\Delta\%$ CART	$\Delta\%$ RF	$\Delta\%$ SVM		
Lago Burlán	A	-3.27	-4.69	-3.51	-5.64	-5.60	-5.60	-1.18	0
	P	-17.68	-20.10	-18.16	-30.51	-30.51	-30.51	-7.51	0
Lago Pomacochas	A	1.35	0.39	1.89	-1.99	-1.99	-3.46	-4.01	0
	P	23.46	12.54	31.75	-3.84	-4.04	-7.58	76.54	0

IV. DISCUSIONES

El monitoreo de lagos utilizando imágenes SAR es muy variado, pueden utilizarse productos SAR comerciales (Li et al. 2018; Strozzi et al. 2012), o de acceso gratuito como los de la misión Sentinel-1. En 2015 con el lanzamiento de GEE (Gorelick et al. 2017), y con la incorporación de productos tipo GRD de Sentinel-1, facilitó el manejo y acceso a las imágenes SAR. En esta investigación utilizamos 517 imágenes de Sentinel-1 A/B para ambos lagos en estudio, y considerando el periodo 2014-2020, tal como hizo Jiang et al. (2021), pero calculamos máscaras de agua combinando las polarizaciones y direcciones de paso del satélite. Este enfoque fue propuesto debido a que la retrosección en las imágenes es diferente según la dirección de paso o polarización considerada, fundamentamos ello en la **Tabla 5** y las **Figura 5 y 6**.

Encontramos diferencia en las cantidades de imágenes generadas en las 4 combinaciones, como se mostró en la **Figura 4**, la mayor disponibilidad de imágenes es de 2016 hacia el presente, debido a que el satélite Sentinel-1B fue lanzado el 25 de abril de 2016, operando así conjuntamente con Sentinel-1A que fue lanzado el 13 de abril de 2014, lográndose una mejor resolución temporal de los productos generados por la misión Sentinel-1.

Para calibrar los datos de primer nivel de Sentinel-1, existen cuatro Look up Tables (LUTs), en el caso de los archivos de nivel 1 en formato Ground Range Detection (GRD) de Sentinel-1, el tipo de corrección sigma cero es el más utilizado para generar el coeficiente de dispersión (σ^0) (European Space Agency n.d.). Para realizar la corrección de imágenes de Sentinel-1 se realiza procesos tales como: apply orbit file, thermal noise removal, border noise removal, speckle filtering and range doppler terrain correction, todos ellos realizados en SNAP. En china, Zeng et al (2017b), utilizaron este enfoque de procesamiento de datos para su investigación. Por su parte, utilizamos los productos GRD de Sentinel-1 ya corregidos disponibles en GEE, este set de datos proporciona imágenes en las que los valores de los píxeles están relacionados directamente con la retrodispersión del radar por escena. Es decir, están calibrados radiométricamente, incluyendo el thermal noise removal and terrain correction using SRTM and ASTER DEMs. Por tanto, agenciados de las funciones de GEE para poder homogenizar las imágenes optamos por eliminar el ruido utilizando un filtrado reductor.

Existen diversas maneras de abordar la extracción de cuerpos de agua de las imágenes SAR, por ejemplo, la segmentación de Otsu (Li and Wang 2015), delineación a través de

modelos de contorno activo (Horritt, Mason, and Luckman 2001), en este estudio utilizamos imágenes de SAR clasificadas mediante tres algoritmos de aprendizaje automático, a fin de comparar los resultados de la clasificación y aprovechar la versatilidad y adaptabilidad GEE para el procesamiento de imágenes SAR, además de la ejecución paralela de tres algoritmos como: CART, RF y SVM.

Debido a que, para los lagos de estudio no se reportan estudios similares, no podemos comparar los resultados de la clasificación, solo sentamos las bases para posteriores estudios enmarcados en el sexto objetivo de desarrollo sostenible (ODS, meta 6.6.1), mismo que menciona que existe cambios en la extensión de los ecosistemas relacionados con el agua con el paso del tiempo.

Por la ubicación geográfica de los lagos de estudio no se encontró una tendencia marcada respecto a los cambios mensuales en área y perímetro, a excepción de los primeros meses de enero que son los de mayor precipitación en la zona. En china, Jiang et al (2021), encontraron una tendencia de alza lenta desde 2014–2020 en el lago Baiyangdian, y que el área del lago era mayor en primavera e invierno, en nuestro caso, se encontró mayores valores en los primeros meses de cada año debido a que las precipitaciones tienden a aumentar en la zona de estudio. En efecto, en la **Figura 12**, mostramos la precipitación (mm/día) extraída de Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS), para los lagos de estudio.

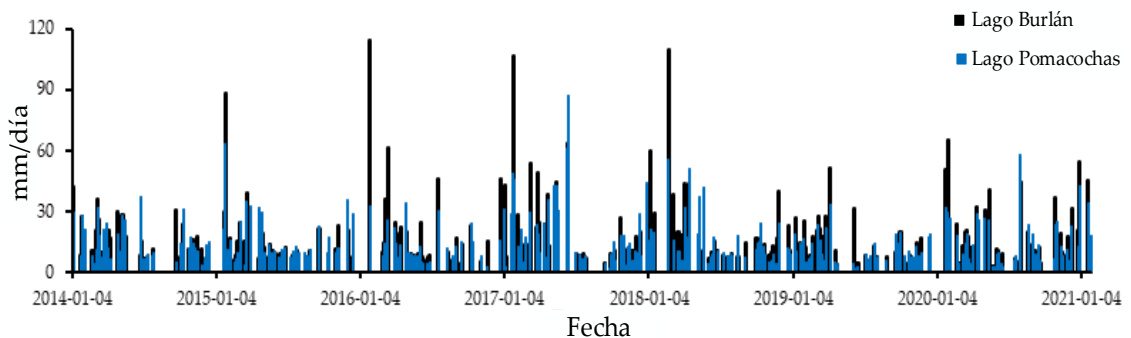


Figura 12. Distribución diaria de la precipitación para los lagos Burlán y Pomacochas.

Consideramos que la resolución espacial de la imagen SAR es mucho menor al ortomosaico obtenido, por ende, se generan errores de superposición en los bordes de cada lago. Como se apreció en la **Figura 11** y la **Tabla 5**, los valores de área y perímetro de las imágenes con banda VH son menores, esto debido a que, las ondas que fueron transmitidas verticalmente y las que regresan al sensor horizontalmente es pequeña, es

por ello que la intensidad de la banda VH es más baja que la banda VV (Moreira et al. 2013).

En Perú, especialmente para la región Amazonas, no existe información geoespacial climática con alta resolución espacial (Yunis et al. 2020), es por ello que el análisis de regresión estuvo limitado a incluir otras variables como precipitación, evapotranspiración, temperatura, mismas variables que influyen en la dinámica de un lago (Jin-Ming et al. 2019). Por tal motivo, solo se trató de relacionar el área y fecha de adquisición de la imagen SAR, para tal fin las fechas fueron transformadas a número ordinal, y aprovechando la robustez de los regresores no lineales (RFR, SVR and DTR) se buscó una correlación y se predijeron datos de área y perímetro con un R^2 de ajuste medio (± 0.4).

Mediante el tipo de análisis de regresión utilizado en esta investigación los valores de área y perímetro fueron similares a los de validación con RPAS, además, la forma de los polígonos extraídos de una imagen SAR clasificada mediante nuestro enfoque difiere levemente con la forma de cada lago, tal como se mostró en la **Figura 11**. La variación de formas del contorno de cada lago radica en que la resolución espacial del RPAS utilizado es mucho mayor (50 cm/pixel) que la de Sentinel-1 (10 m/pixel aproximadamente).

Generar información geoespacial a partir de datos ópticos en zonas de cobertura nubosa es un reto (Zhang, Zhang, and Lin 2012). También, analizar la dinámica de lagos en Amazonas utilizando datos de todos los factores que influyen sobre un lago continúa siendo un desafío, debido a la resolución temporal de datos geoespaciales (diferentes fechas de adquisición), ausencia de datos climáticos históricos, baja densidad de estaciones meteorológicas, y son temas a resolver en futuras investigaciones. Cabe recalcar que existen diversos productos que se pueden obtener de imágenes de SAR (índices de vegetación, interferogramas), pero nuestra investigación sólo estuvo centrada en brindar una metodología rápida para el análisis de la dinámica de dos lagos utilizando el área y perímetro y su correlación con la fecha de adquisición de las imágenes SAR tipo GRD.

V. CONCLUSIONES

Procesar datos de Sentinel-1 en GEE son eficientes, rápidos y adecuados para estudios de dinámica lagos ubicados en zonas con cobertura nubosa elevada, además, la buena resolución espacial y temporal de los datos de Sentinel-1 resultan adecuados para un análisis de cambios en periodos cortos, ayudando a mostrar la dinámica multitemporales de cuerpos de agua.

Especialmente, en esta investigación ayudó a mostrar la variación del área y perímetro de los lagos Burlán y Pomacochas, siendo esta mayor en los primeros meses de cada año.

Por otra parte, Google Colaboratory fue fundamental para ejecutar cinco métodos de regresión de forma rápida y sencilla, encontrándose que RF funcionó mejor tanto como clasificador como predictor. Logrando obtener variaciones del -1.18% y -7.51% respecto al área y perímetro del lago Burlán obtenido mediante el RPAS. Por su parte para el lago pomacochas RF subestimó el área del lago pomacochas en -4.01% y super estimó el valor del perímetro con un 76.54%.

Finalmente, esta investigación proporciona una metodología general para el procesamiento de datos de Sentinel-1, para analizar cuerpos de agua utilizando CART, RF y SVM como clasificadores. Además de brindar scripts personalizables para predecir mediante cinco técnicas de regresión en Google Colaboratory.

VI. RECOMENDACIONES

Realizar una comparación entre los polígonos extraídos mediante umbrales de separación versus la clasificación supervisada, además considerar diferentes tamaños de radio en la reducción del speckle, a fin de comparar la pérdida de resolución.

Para realizar una extracción de cuerpos de agua mediante una clasificación supervisada, considerar la combinación del uso de puntos y polígonos de entrenamiento a fin de mejorar la clasificación. En esta investigación solo se utilizaron puntos de entrenamiento debido al número significativo de imágenes a procesar.

Incluir variables como precipitación, evapotranspiración, temperatura, para un análisis de regresión más robusto, para ello, se debe estandarizar y mapear dichos parámetros, además, obtener datos climáticos históricos para monitorear los lagos de estudio.

Esta investigación mostró la dinámica de dos lagos amazónicos, la misma que puede ser plasmada en una interfaz gráfica en Google Earth Engine, utilizando las imágenes de Sentinel-1 cada 6 días.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, Naomi, and Martin Krzywinski. 2015a. “Association, Correlation and Causation.” *Nature Methods* 2015 12:10.
- Altman, Naomi, and Martin Krzywinski. 2015b. “Simple Linear Regression.” *Nature Methods* 2015 12:11 12:999–1000.
- Barasa, Bernard, and Joshua Wanyama. 2020. “Freshwater Lake Inundation Monitoring Using Sentinel-1 SAR Imagery in Eastern Uganda.” *Annals of GIS* 26(2):191–200. doi: 10.1080/19475683.2020.1743754.
- Bioresita, Filsa, Anne Puissant, André Stumpf, and Jean Philippe Malet. 2019. “Fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2 Image Time Series for Permanent and Temporary Surface Water Mapping.” *International Journal of Remote Sensing* 40(23):9026–49. doi: 10.1080/01431161.2019.1624869.
- Breiman, Leo., Friedman. Jerome, Charles J. Stone, and R. A. Olshen. 1984. *Classification and Regression Trees*. Taylor & Francis Group.
- Breiman, Leo. 1996. “Bagging Predictors.” *Machine Learning* 2(24):123–40. doi: 10.3390/risks8030083.
- Breiman, Leo. 2001. “Random Forests.” *Machine Learning* 45(1):5–32. doi: 10.1023/A:1010933404324.
- Brisco, B. 2015. “Mapping and Monitoring Surface Water and Wetlands with Synthetic Aperture Radar.”
- Brownlee, Jason. 2016. *Master Machine Learning Algorithms*.
- Burges, Christopher J. C. 1998. “A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition.” *Data Mining and Knowledge Discovery* 2(2):121–67. doi: 10.1023/A:1009715923555.
- Chih Wei, Hsu., Chang. Chih Chung, and Lin. Chih Jen. 2003. “A Practical Guide to Support Vector Classification.” 16.

- Costa, Maycira P. F., and Kevin H. Telmer. 2006. "Utilizing SAR Imagery and Aquatic Vegetation to Map Fresh and Brackish Lakes in the Brazilian Pantanal Wetland." *Remote Sensing of Environment* 105(3):204–13. doi: 10.1016/j.rse.2006.06.014.
- Dewan, Ashraf M., Kwabena Kankam-Yeboah, and Makoto Nishigaki. 2006. "Using Synthetic Aperture Radar (SAR) Data for Mapping River Water Flooding in an Urban Landscape: A Case Study of Greater Dhaka, Bangladesh." *Journal of Japan Society of Hydrology and Water Resources* 19(1):44–54. doi: 10.3178/jjshwr.19.44.
- Ding, Xian Wen, and Xiao Feng Li. 2011. "Monitoring of the Water-Area Variations of Lake Dongting in China with ENVISAT ASAR Images." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 13(6):894–901. doi: 10.1016/j.jag.2011.06.009.
- European Space Agency. n.d. "Radiometric Calibration of Level-1 Products." Retrieved September 26, 2021 (<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/radiometric-calibration-of-level-1-products>).
- Gleick, Peter H., Pacific Institute for Studies in Development Environment and Security., and Institute Stockholm Environment. 1993. *Water in Crisis: A Guide to the World's Fresh Water Resources*. New York: Oxford University Press.
- Gorelick, Noel, Matt Hancher, Mike Dixon, Simon Ilyushchenko, David Thau, and Rebecca Moore. 2017. "Google Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone." *Remote Sensing of Environment* 202:18–27. doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031.
- Grunblatt, Jess, and Don Atwood. 2014. "Mapping Lakes for Winter Liquid Water Availability Using SAR on the North Slope of Alaska." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 27(PARTA):63–69. doi: 10.1016/j.jag.2013.05.006.
- Hofmann, Heike, Karen Kafadar, and Hadley Wickham. 2011. "Letter-Value Plots: Boxplots for Large Data." *The American Statistician* 22.
- Horritt, M. S., D. C. Mason, and A. J. Luckman. 2001. "Flood Boundary Delineation from

- Synthetic Aperture Radar Imagery Using a Statistical Active Contour Model.” *International Journal of Remote Sensing* 22(13):2489–2507. doi: 10.1080/01431160116902.
- Jiang, Zijie, Weiguo Jiang, Ziyang Ling, Xiaoya Wang, Kaifeng Peng, and Chunlin Wang. 2021. “Surface Water Extraction and Dynamic Analysis of Baiyangdian Lake Based on the Google Earth Engine Platform Using Sentinel-1 for Reporting SDG 6.6.1 Indicators.” *Water* 13(2):138. doi: 10.3390/w13020138.
- Jin-Ming, Yang, Ma Li-Gang, Li Cheng-Zhi, Liu Yang, Ding Jian-li, and Yang Sheng-Tian. 2019. “Temporal-Spatial Variations and Influencing Factors of Lakes in Inland Arid Areas from 2000 to 2017: A Case Study in Xinjiang.” *Geomatics, Natural Hazards and Risk* 10(1):519–43. doi: 10.1080/19475705.2018.1531942.
- Lee, J. S., I. Jurkevich, P. Dewaele, P. Wambacq, and A. Oosterlinck. 1994. “Speckle Filtering of Synthetic Aperture Radar Images: A Review.” *Remote Sensing Reviews* 8(4):313–40. doi: 10.1080/02757259409532206.
- Lee, Zhongping, Shaoling Shang, Lin Qi, Jing Yan, and Gong Lin. 2016. “A Semi-Analytical Scheme to Estimate Secchi-Disk Depth from Landsat-8 Measurements.” *Remote Sensing of Environment* 177:101–6. doi: 10.1016/j.rse.2016.02.033.
- Li, Junhua, and Shusen Wang. 2015. “An Automatic Method for Mapping Inland Surface Waterbodies with Radarsat-2 Imagery.” *International Journal of Remote Sensing* 36(5):1367–84. doi: 10.1080/01431161.2015.1009653.
- Li, Shengyang, Hong Tan, Zhiwen Liu, Zhuang Zhou, Yunfei Liu, Wanfeng Zhang, Kang Liu, and Bangyong Qin. 2018. “Mapping High Mountain Lakes Using Space-Borne Near-Nadir SAR Observations.” *Remote Sensing* 10(9):1418. doi: 10.3390/rs10091418.
- Liao, Hao-Yu, and Tzai-Hung Wen. 2020. “Extracting Urban Water Bodies from High-Resolution Radar Images: Measuring the Urban Surface Morphology to Control for Radar’s Double-Bounce Effect.” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 85:102003. doi: 10.1016/j.jag.2019.102003.

- Liaw, A., and M. Wiener. 2002. "Classification and Regression by RandomForest." *R News* 2(3):18–22.
- Liu, Junguo, Hong Yang, Simon N. Gosling, Matti Kummu, Martina Flörke, Stephan Pfister, Naota Hanasaki, Yoshihide Wada, Xinxin Zhang, Chunmiao Zheng, Joseph Alcamo, and Taikan Oki. 2017. "Water Scarcity Assessments in the Past, Present, and Future." *Earth's Future* 5(6):545–59.
- Messenger, Mathis Loïc, Bernhard Lehner, Günther Grill, Irena Nedeva, and Oliver Schmitt. 2016. "Estimating the Volume and Age of Water Stored in Global Lakes Using a Geo-Statistical Approach." *Nature Communications* 7(1):1–11. doi: 10.1038/ncomms13603.
- Meyer, Michael F., Stephanie G. Labou, Alli N. Cramer, Matthew R. Brousil, and Bradley T. Luff. 2020. "The Global Lake Area, Climate, and Population Dataset." *Scientific Data* 7(1):1–12. doi: 10.1038/s41597-020-0517-4.
- Moreira, Alberto, Pau Prats-Iraola, Marwan Younis, Gerhard Krieger, Irena Hajnsek, and Konstantinos Papathanassiou. 2013. "A Tutorial on Synthetic Aperture Radar." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine (GRSM)* 1(1):6–43. doi: <https://doi.org/10.1109/MGRS.2013.2248301>.
- Musa, Z. N., I. Popescu, and A. Mynett. 2015. "A Review of Applications of Satellite SAR, Optical, Altimetry and DEM Data for Surface Water Modelling, Mapping and Parameter Estimation." *Hydrology and Earth System Sciences* 19(9):3755–69.
- Nath, R. K., and S. K. Deb. 2010. "Water-Body Area Extraction From High Resolution Satellite Images-An Introduction, Review, and Comparison." 3(3):353–72.
- Nery, Thayse, Rohan Sadler, Maria Solis-Aulestia, Ben White, Maksym Polyakov, and Morteza Chalak. 2016. "Comparing Supervised Algorithms in Land Use and Land Cover Classification of a Landsat Time-Series." Pp. 5165–68 in *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. Vols. 2016-November. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- Pedregosa, Fabian, Gaël Varoquaux, Alexandre Gramfort, V. Michael, B. Thirion, O.

- Grisel, M. Blondel, P. Prettenhofer, R. Weiss, V. Dubourg, J. Vanderplas, A. Passos, D. Cournapeau, M. Brucher, M. Perrot, and E. Duchesnay. 2011. “Scikit-Learn: Machine Learning in Python.” *Journal of Machine Learning Research* 12(85):2825–30.
- Schapire, Robert E., Yoav Freund, Peter Bartlett, and Wee Sun Lee. 1998. “Boosting the Margin: A New Explanation for the Effectiveness of Voting Methods.” *Annals of Statistics* 26(5):1651–86. doi: 10.1214/aos/1024691352.
- SENAMHI. 2017. “Mapa Climático Del Perú.” Retrieved October 22, 2020 (<https://www.senamhi.gob.pe/?p=mapa-climatico-del-peru>).
- Shetty, Shobitha. 2019. “Analysis of Machine Learning Classifiers for LULC Classification on Google Earth Engine Analysis of Machine Learning Classifiers for LULC Classification on Google Earth Engine.” Universidad de Twente.
- Stehman, Stephen V. 1997. “Selecting and Interpreting Measures of Thematic Classification Accuracy.” *Remote Sensing of Environment* 62(1):77–89. doi: 10.1016/S0034-4257(97)00083-7.
- Strozzi, T., A. Wiesmann, A. Käab, S. Joshi, and P. Mool. 2012. “Glacial Lake Mapping with Very High Resolution Satellite SAR Data.” *Natural Hazards and Earth System Science* 12(8):2487–98. doi: 10.5194/nhess-12-2487-2012.
- Tamiminia, Haifa, Bahram Salehi, Masoud Mahdianpari, Lindi Quackenbush, Sarina Adeli, and Brian Brisco. 2020. “Google Earth Engine for Geo-Big Data Applications: A Meta-Analysis and Systematic Review.” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 164:152–70.
- Vapnik, Vladimir N. 2000. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer New York.
- Yunis, Christian Ricardo Calle, Rolando Salas López, Segundo Manuel Oliva Cruz, Elgar Barboza Castillo, Jhonsy Omar Silva López, Daniel Iliquín Trigoso, and Nilton B. Rojas Briceño. 2020. “Land Suitability for Sustainable Aquaculture of Rainbow Trout (*Oncorhynchus Mykiss*) in Molinopampa (Peru) Based on RS, GIS, and

AHP.” *ISPRS International Journal of Geo-Information* 2020, Vol. 9, Page 28
9(1):28. doi: 10.3390/IJGI9010028.

Zeng, Lingfang, Michael Schmitt, Lin Li, and Xiao Xiang Zhu. 2017a. “Analysing Changes of the Poyang Lake Water Area Using Sentinel-1 Synthetic Aperture Radar Imagery.” *International Journal of Remote Sensing* 38(23):7041–69. doi: 10.1080/01431161.2017.1370151.

Zeng, Lingfang, Michael Schmitt, Lin Li, and Xiao Xiang Zhu. 2017b. “Analysing Changes of the Poyang Lake Water Area Using Sentinel-1 Synthetic Aperture Radar Imagery.” *International Journal of Remote Sensing* 38(23):7041–69. doi: 10.1080/01431161.2017.1370151.

Zhang, Hongsheng, Yuanzhi Zhang, and H. Lin. 2012. “A Comparison Study of Impervious Surfaces Estimation Using Optical and SAR Remote Sensing Images.” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 18(1):148–56. doi: 10.1016/J.JAG.2011.12.015.

ANEXOS

Tabla S1: Imágenes utilizadas para el análisis dinámico de los lagos Burlan y Pomacochas

N°	Combinación	ID	Combinación	ID
1		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20141006T233519_20141006T233544_002715_0030A6_08CA		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20141015T105346_20141015T105411_002839_00333E_F9B0
2		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20141217T233518_20141217T233543_003765_0047E2_74FB		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20141202T105345_20141202T105410_003539_0042AA_023D
3		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150110T233517_20150110T233542_004115_004FC8_8765		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20141226T105344_20141226T105409_003889_004AA0_03E2
4		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150203T233516_20150203T233541_004465_005799_0541		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150119T105344_20150119T105409_004239_00527E_9E0A
5		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150311T233516_20150311T233541_004990_00640A_E0C2		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150212T105343_20150212T105408_004589_005A5F_EA92
6		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150428T233518_20150428T233543_005690_0074D8_3D96		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150308T105343_20150308T105408_004939_0062C3_60ED
7		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20151106T233536_20151106T233601_008490_00C032_DE03		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150401T105344_20150401T105409_005289_006B0A_F468
8		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20151130T233530_20151130T233555_008840_00CA04_E935		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150425T105345_20150425T105410_005639_00739F_A071
9		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20151224T233529_20151224T233554_009190_00D3DA_498A	DVH	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150612T105348_20150612T105413_006339_00856A_96E8
10	AVV	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160117T233528_20160117T233553_009540_00DDD3_D47B		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150706T105354_20150706T105419_006689_008F1A_0D53
11		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160210T233524_20160210T233549_009890_00E805_38F9		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150730T105355_20150730T105420_007039_009916_81EA
12		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160305T233528_20160305T233553_010240_00F21B_BA82		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150823T105357_20150823T105422_007389_00A298_35F8
13		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160329T233528_20160329T233553_010590_00FC19_3691		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20150916T105357_20150916T105422_007739_00AC10_90D9
14		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160422T233529_20160422T233554_010940_010698_25CA		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20151010T105358_20151010T105423_008089_00B570_177A
15		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160516T233533_20160516T233558_011290_0111BB_A027		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20151103T105358_20151103T105423_008439_00BED8_2F98
16		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160609T233535_20160609T233600_011640_011CF5_4C82		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20151127T105352_20151127T105417_008789_00C88B_F31B
17		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160703T233536_20160703T233601_011990_01280C_A90E		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20151221T105351_20151221T105416_009139_00D25A_00F7
18		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160727T233537_20160727T233602_012340_01337D_D827		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160114T105350_20160114T105415_009489_00DC55_B6E6
19		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160820T233539_20160820T233604_012690_013F1F_8000	DVH/DVV	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SDV_20160207T105350_20160207T105415_009839_00E67F_FE71
20		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160913T233540_20160913T233605_013040_014AA3_29BF		COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160302T105350_20160302T105415_010189_00F09A_52F7

21	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20161013T233452_20161013T233517_002494_004357_2523	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160326T105350_20160326T105415_010539_00FA8F_AB3F
22	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20161106T233452_20161106T233517_002844_004D16_42C0	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160419T105351_20160419T105416_010889_0104F9_EAD6
23	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20161130T233451_20161130T233516_003194_0056FC_8CBB	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160513T105352_20160513T105417_011239_011005_3043
24	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20161224T233451_20161224T233516_003544_006102_5C90	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160606T105354_20160606T105419_011589_011B50_BA2A
25	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170117T233449_20170117T233514_003894_006B55_CD0A	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160630T105355_20160630T105420_011939_01265D_86CE
26	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170210T233448_20170210T233513_004244_0075C4_0CD3	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160724T105356_20160724T105421_012289_0131C8_AEF8
27	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170222T233448_20170222T233502_004419_007B0B_6826	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SSV_20160817T105358_20160817T105423_012639_013D5D_68E8
28	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170306T233448_20170306T233502_004594_008026_6468	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SDV_20160910T105358_20160910T105423_012989_0148EF_D90E
29	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170318T233448_20170318T233502_004769_00854D_C854	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20160928T105311_20160928T105336_002268_003D1D_58BD
30	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170330T233449_20170330T233503_004944_008A53_62BD	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20161010T105311_20161010T105336_002443_0041FB_710D
31	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170411T233449_20170411T233503_005119_008F57_C5C0	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20161103T105311_20161103T105336_002793_004BAC_98DE
32	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170423T233450_20170423T233504_005294_009467_0C88	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20161127T105311_20161127T105336_003143_005589_7168
33	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SSV_20170505T233450_20170505T233505_005469_009960_C5E6	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20161221T105310_20161221T105335_003493_005F89_2764
34	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170517T233451_20170517T233516_005644_009E2E_1192	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170114T105308_20170114T105333_003843_0069C9_1AFF
35	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170529T233451_20170529T233516_005819_00A33B_41F1	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170207T105307_20170207T105332_004193_007436_9A58
36	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170610T233452_20170610T233517_005994_00A856_83E4	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170303T105307_20170303T105332_004543_007E9F_2349
37	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170622T233453_20170622T233518_006169_00AD71_EB9D	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170315T105307_20170315T105332_004718_0083C9_184B
38	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170704T233454_20170704T233519_006344_00B270_9F3C	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170327T105308_20170327T105333_004893_0088CB_C9BD
39	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170716T233455_20170716T233520_006519_00B770_46B2	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170408T105308_20170408T105333_005068_008DD9_33E2
40	AVV/AVH COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170728T233455_20170728T233520_006694_00BC6A_41A3	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170420T105309_20170420T105334_005243_0092E6_D180
41	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170809T233456_20170809T233521_006869_00C17B_16FE	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170502T105309_20170502T105334_005418_0097F6_8F6C
42	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170821T233456_20170821T233521_007044_00C691_E420	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170514T105310_20170514T105335_005593_009CBD_ABA6
43	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170914T233457_20170914T233522_007394_00D0C7_E73F	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170526T105312_20170526T105337_005768_00A1C0_5A7B
44	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170926T233458_20170926T233523_007569_00D5D3_51BF	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170607T105313_20170607T105338_005943_00A6D3_C75D
45	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171008T233458_20171008T233523_007744_00DAD9_B831	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170619T105314_20170619T105339_006118_00ABF8_B5A7
46	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171020T233458_20171020T233523_007919_00DFD3_1508	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170701T105314_20170701T105339_006293_00B109_F969

47	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171101T233458_20171101T233523_008094_00E4D9_3C74	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170713T105315_20170713T105340_006468_00B5F8_A227
48	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171113T233458_20171113T233523_008269_00EA0D_3BEA	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170725T105316_20170725T105341_006643_00BAF5_881B
49	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171125T233458_20171125T233523_008444_00EF60_C6B6	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170806T105316_20170806T105341_006818_00C000_47C9
50	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171207T233457_20171207T233522_008619_00F4EE_E424	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170818T105317_20170818T105342_006993_00C51F_99C9
51	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180112T233456_20180112T233521_009144_0105DE_CD6E	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170830T105317_20170830T105342_007168_00CA26_C451
52	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180124T233455_20180124T233520_009319_010B95_6742	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170911T105318_20170911T105343_007343_00CF4E_25A3
53	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180205T233455_20180205T233520_009494_011151_B3AE	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20170923T105318_20170923T105343_007518_00D460_7A6D
54	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180217T233455_20180217T233520_009669_011712_3B75	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171005T105319_20171005T105344_007693_00D963_FAD2
55	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180301T233455_20180301T233520_009844_011CDD_57FD	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171017T105319_20171017T105344_007868_00DE58_49A6
56	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180313T233455_20180313T233520_010019_0122B4_A734	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171029T105319_20171029T105344_008043_00E366_9165
57	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180325T233455_20180325T233520_010194_012863_1ACB	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171110T105318_20171110T105343_008218_00E882_815C
58	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180406T233456_20180406T233521_010369_012E17_638B	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171122T105318_20171122T105343_008393_00EDD0_10A2
59	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180418T233456_20180418T233521_010544_0133AB_AEDB	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171204T105318_20171204T105343_008568_00F359_3C10
60	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180430T233457_20180430T233522_010719_013947_A24C	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171216T105318_20171216T105343_008743_00F8E8_2770
61	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180512T233457_20180512T233522_010894_013EEF_8890	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20171228T105317_20171228T105342_008918_00FE83_3FC7
62	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180524T233458_20180524T233523_011069_01449E_DFF3	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180109T105317_20180109T105342_009093_010436_C774
63	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180605T233458_20180605T233523_011244_014A37_5785	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180121T105316_20180121T105341_009268_0109E9_090E
64	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180617T233459_20180617T233524_011419_014F97_0704	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180202T105316_20180202T105341_009443_010FA2_2552
65	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180711T233501_20180711T233526_011769_015A75_DD3D	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180214T105316_20180214T105341_009618_01156D_0C1F
66	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180723T233502_20180723T233527_011944_015FC8_0B66	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180226T105316_20180226T105341_009793_011B34_E535
67	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180804T233502_20180804T233527_012119_01650E_6E6E	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180310T105316_20180310T105341_009968_012112_D9A7
68	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180816T233503_20180816T233528_012294_016A7A_A8F4	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180403T105316_20180403T105341_010318_012C73_CE32
69	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180828T233503_20180828T233528_012469_016FED_0E80	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180415T105316_20180415T105341_010493_01320F_7672
70	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180909T233504_20180909T233529_012644_017551_288E	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180427T105317_20180427T105342_010668_0137A7_D2BD
71	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180921T233504_20180921T233529_012819_017AAA_3015	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180509T105317_20180509T105342_010843_013D51_1CCB
72	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181003T233505_20181003T233530_012994_018004_0B97	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180521T105318_20180521T105343_011018_0142FA_A11F

73	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181027T233449_20181027T233514_013344_018ACE_7CDC	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180602T105319_20180602T105344_011193_0148A4_6043
74	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181108T233449_20181108T233514_013519_019048_F699	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180614T105320_20180614T105345_011368_014E09_C62D
75	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181120T233449_20181120T233514_013694_0195D2_B535	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180626T105320_20180626T105345_011543_015373_E87A
76	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181202T233448_20181202T233513_013869_019B6C_7E30	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180708T105321_20180708T105346_011718_0158E4_C850
77	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181214T233448_20181214T233513_014044_01A121_D824	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180720T105322_20180720T105347_011893_015E41_31E5
78	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181226T233447_20181226T233512_014219_01A6F0_3B90	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180801T105323_20180801T105348_012068_01638A_CD2C
79	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190107T233447_20190107T233512_014394_01ACA7_552C	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180813T105323_20180813T105348_012243_0168EF_7E6E
80	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190119T233447_20190119T233512_014569_01B247_6005	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180825T105324_20180825T105349_012418_016E5A_0B22
81	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190131T233446_20190131T233511_014744_01B7E5_8160	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180906T105325_20180906T105350_012593_0173C2_2CE8
82	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190224T233446_20190224T233511_015094_01C363_3279	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180918T105325_20180918T105350_012768_01791F_FA88
83	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190308T233446_20190308T233511_015269_01C928_2CC6	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20180930T105325_20180930T105350_012943_017E7D_E39C
84	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190320T233446_20190320T233511_015444_01CED5_3162	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181012T105326_20181012T105351_013118_0183CD_8D43
85	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190401T233446_20190401T233511_015619_01D493_1A9E	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181105T105325_20181105T105350_013468_018EB7_3E8A
86	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190413T233446_20190413T233511_015794_01DA64_8E5B	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181117T105325_20181117T105350_013643_019433_521A
87	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190425T233447_20190425T233512_015969_01E02B_E020	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181129T105325_20181129T105350_013818_0199CB_39A2
88	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190507T233447_20190507T233512_016144_01E601_C0CB	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181211T105324_20181211T105349_013993_019F75_67B7
89	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190519T233448_20190519T233513_016319_01EB69_3AB2	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20181223T105324_20181223T105349_014168_01A542_7F03
90	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190531T233450_20190531T233515_016494_01F0BD_4292	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190104T105324_20190104T105349_014343_01AB02_ABB8
91	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SDV_20190606T233554_20190606T233625_027565_031C58_8919	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190116T105323_20190116T105348_014518_01B0AC_76D3
92	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190612T233449_20190612T233514_016669_01F5F3_E6E5	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190128T105323_20190128T105348_014693_01B641_4E7C
93	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190706T233451_20190706T233516_017019_02004D_5D07	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190209T105322_20190209T105347_014868_01BC03_9FE5
94	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190823T233454_20190823T233519_017719_021566_1438	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190221T105322_20190221T105347_015043_01C1C0_13C1
95	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190904T233454_20190904T233519_017894_021AD1_ECB4	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190305T105322_20190305T105347_015218_01C785_62B7
96	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190916T233455_20190916T233520_018069_0220A5_23F3	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190317T105322_20190317T105347_015393_01CD2F_4116
97	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190928T233455_20190928T233520_018244_0225A7_81FE	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190329T105322_20190329T105347_015568_01D2E4_B388
98	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191010T233455_20191010T233520_018419_022B26_345D	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190410T105323_20190410T105348_015743_01D8B7_F258

99	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191022T233455_20191022T233520_018594_023085_9D3D	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190422T105323_20190422T105348_015918_01DE80_1A5B
100	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191103T233455_20191103T233520_018769_02360B_541F	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190504T105324_20190504T105349_016093_01E45B_828F
101	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191115T233455_20191115T233520_018944_023BBE_85B3	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190516T105324_20190516T105349_016268_01E9DF_A980
102	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191127T233455_20191127T233520_019119_024158_8F8B	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190528T105325_20190528T105350_016443_01EF3E_2AAC
103	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191209T233454_20191209T233519_019294_0246E1_51F6	COPERNICUS/S1_GRD/S1A_IW_GRDH_1SDV_20190603T105408_20190603T105433_027514_031AD0_A62A
104	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191221T233454_20191221T233519_019469_024C73_0CDB	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190609T105326_20190609T105351_016618_01F475_25DD
105	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200102T233453_20200102T233518_019644_025203_6C7F	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190621T105326_20190621T105351_016793_01F9AB_B146
106	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200114T233453_20200114T233518_019819_025798_D981	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190703T105327_20190703T105352_016968_01FED6_7B1F
107	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200126T233452_20200126T233517_019994_025D2F_8097	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190715T105328_20190715T105353_017143_020400_FAF6
108	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200207T233452_20200207T233517_020169_0262E0_949B	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190727T105328_20190727T105353_017318_020916_46BF
109	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200219T233452_20200219T233517_020344_02687D_B981	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190808T105329_20190808T105354_017493_020E5D_B530
110	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200302T233452_20200302T233517_020519_026E1D_61CC	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190820T105330_20190820T105355_017668_0213D5_D575
111	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200314T233452_20200314T233517_020694_0273A9_C649	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190901T105331_20190901T105356_017843_021944_2F1F
112	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200326T233452_20200326T233517_020869_02792B_4F84	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190913T105331_20190913T105356_018018_021EBB_EEB8
113	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200407T233452_20200407T233517_021044_027EBA_566F	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20190925T105332_20190925T105357_018193_02241F_1F75
114	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200419T233453_20200419T233518_021219_02843E_1F95	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191007T105332_20191007T105357_018368_0229A7_9DD3
115	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200501T233454_20200501T233519_021394_0289C8_14E5	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191019T105332_20191019T105357_018543_022F07_2684
116	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200513T233454_20200513T233519_021569_028F33_341E	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191031T105332_20191031T105357_018718_02347D_4086
117	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200525T233455_20200525T233520_021744_029451_B18B	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191112T105332_20191112T105357_018893_023A24_A6C6
118	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200606T233456_20200606T233521_021919_029993_5E35	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191124T105332_20191124T105357_019068_023FC3_DB83
119	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200618T233456_20200618T233521_022094_029EDF_D4F9	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191206T105331_20191206T105356_019243_024550_8B08
120	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200630T233457_20200630T233522_022269_02A442_F323	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191218T105331_20191218T105356_019418_024AE7_6EE5
121	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200712T233458_20200712T233523_022444_02A991_D9C0	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20191230T105330_20191230T105355_019593_025075_B26C
122	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200724T233458_20200724T233523_022619_02AEDE_6F91	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200111T105330_20200111T105355_019768_025607_1B5E
123	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200805T233459_20200805T233524_022794_02B431_9BE8	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200123T105329_20200123T105354_019943_025B99_DF3F
124	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200817T233500_20200817T233525_022969_02B99B_742B	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200204T105329_20200204T105354_020118_026145_90CE

125	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200829T233500_20200829T233525_023144_02BF1C_E1CF	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200216T105329_20200216T105354_020293_0266E6_AB2E
126	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200910T233501_20200910T233526_023319_02C495_95B2	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200228T105328_20200228T105353_020468_026C83_6DCA
127	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200922T233501_20200922T233526_023494_02CA12_21A1	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200311T105328_20200311T105353_020643_027215_F76D
128	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201004T233501_20201004T233526_023669_02CF90_B66B	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200323T105329_20200323T105354_020818_02779B_AACC
129	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201016T233502_20201016T233527_023844_02D4F9_4A83	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200404T105329_20200404T105354_020993_027D27_62E8
130	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201028T233502_20201028T233527_024019_02DA7C_3D8F	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200416T105329_20200416T105354_021168_0282B1_A6B3
131	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201109T233501_20201109T233526_024194_02DFE1_CF53	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200428T105330_20200428T105355_021343_028835_06DE
132	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201121T233501_20201121T233526_024369_02E56A_F936	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200510T105330_20200510T105355_021518_028DB2_4C39
133	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201203T233501_20201203T233526_024544_02EAF2_CEB A	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200522T105331_20200522T105356_021693_0292D6_DC37
134	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201215T233500_20201215T233525_024719_02F0A4_BF61	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200603T105332_20200603T105357_021868_029818_77AA
135	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201227T233500_20201227T233525_024894_02F64E_91F1	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200615T105333_20200615T105358_022043_029D5A_8126
136	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20210108T233459_20210108T233524_025069_02FBE6_C946	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200627T105333_20200627T105358_022218_02A2B0_755A
137	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20210120T233459_20210120T233524_025244_030180_C71E	COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200709T105334_20200709T105359_022393_02A805_59E6
138		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200721T105335_20200721T105400_022568_02AD57_3C1B
139		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200802T105335_20200802T105400_022743_02B2A3_1A15
140		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200814T105336_20200814T105401_022918_02B80A_A58E
141		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200826T105337_20200826T105402_023093_02BD8E_1697
142		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200907T105337_20200907T105402_023268_02C303_372C
143		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20200919T105338_20200919T105403_023443_02C87D_5070
144		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201001T105338_20201001T105403_023618_02CDFC_3887
145		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201013T105338_20201013T105403_023793_02D36B_FE0B
146		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201025T105338_20201025T105403_023968_02D8E8_785C
147		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201106T105338_20201106T105403_024143_02DE4E_18C7
148		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201118T105338_20201118T105403_024318_02E3D0_48BA
149		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201130T105338_20201130T105403_024493_02E95B_D791
150		COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201212T105337_20201212T105402_024668_02EF02_19FD

151

COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20201224T105336_20201224T105401_024843_02F4B0_013F

152

COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20210117T105335_20210117T105400_025193_02FFE6_EF1E

153

COPERNICUS/S1_GRD/S1B_IW_GRDH_1SDV_20210129T105335_20210129T105400_025368_03057C_A521

Tabla S2. Coeficiente de determinación calculado para cada combinación de datos según los cinco métodos de regresión utilizados.

Lago Burlán													Lago Pomacochas														
Regresión lineal simple																											
CART				RF				SVM					CART				RF				SVM						
A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²
AVH	42.01	-0.014	3.42	0.0507	41.97	0.017	3.411	-0.156	41.79	-0.012	3.43	0.15	427.741	-0.161	14.86	-0.028	428.58	-0.07	14.906	0.018	421.89	-0.048	13.64	-0.24			
AVV	43.13	0.0299	3.58	0.0286	43.12	0.0408	3.54	-0.071	42.48	-0.058	3.51	-0.095	437.895	-0.034	17.04	0.0438	436.68	-0.018	17.669	-0.056	433.42	-0.009	17.48	0.084			
DVH	42.58	-0.002	3.47	0.13	42.86	0.0445	3.471	-0.085	42.46	0.12	3.48	0.114	418.932	-0.049	11.31	0.0055	419.42	-0.016	11.381	0.0158	417.78	-0.004	11.53	-0.134			
DVV	43.99	-0.013	3.88	-0.107	43.75	-0.13	3.811	-0.061	44.49	-0.005	3.89	-0.005	432.945	-0.219	13.28	0.0949	431.88	-0.126	13.07	-0.016	438.02	-0.294	14.37	-0.017			
Regresión Polinómica																											
CART				RF				SVM					CART				RF				SVM						
A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²
AVH	41.61	0.0288	3.39	0.09	41.59	0.048	3.389	-0.076	41.56	-0.064	3.41	0.2	428.4	-0.076	15.28	-0.062	428.82	-0.029	15.484	0.0322	410.53	0.129	12.73	0.117			
AVV	42.88	0.055	3.52	0.0855	43.05	0.076	3.53	-0.001	42.66	0.031	3.49	0.006	435.007	0.069	16.83	0.18	435.13	0.086	16.862	0.0604	427.66	0.2108	16.54	0.242			
DVH	42.24	0.0122	3.41	0.1855	42.62	0.046	3.414	0.0844	42.32	0.1506	3.44	0.166	418.724	0.0435	11.33	0.019	419.8	-0.082	11.368	0.019	407.83	0.3766	11.03	0.133			
DVV	44.23	0.0285	3.78	-0.061	43.93	-0.043	3.772	0.0021	44.22	0.0186	3.75	0.008	432.602	-0.054	13.13	-0.036	431.8	-0.059	13.038	-0.007	438.66	-0.111	14.4	0.0015			
Regresión por vectores de soporte																											
CART				RF				SVM					CART				RF				SVM						
A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²

AVH	41.65	-0.058	3.39	-0.369	41.95	-0.093	3.39	-0.534	41.38	0.054	3.44	0.121	430.35	-0.441	15.2	0.152	428.09	-0.196	15.16	0.219	415	-0.006	13.25	-0.025
AVV	42.96	0.024	3.48	0.056	43.01	-0.071	3.47	-0.252	42.5	-0.176	3.43	0.009	434.84	-0.064	16.86	0.016	436.15	-0.096	16.86	-0.042	424.72	-0.03	16.21	0.046
DVH	42.26	-0.23	3.42	0.106	42.69	-0.178	3.44	0.247	42.51	0.073	3.43	0.268	419.64	-0.092	11.42	-0.404	419.9	-0.276	11.42	-0.189	411.89	0.426	11.15	0.12
DVV	44.59	-0.134	3.69	0.05	44.39	-0.149	3.68	-0.165	44.03	-0.027	3.69	-0.051	432.74	-0.234	13.12	-0.103	432.48	-0.119	13.14	0.002	438.9	-0.191	15.16	-0.208

Regresión por árboles de decisión

	CART				RF				SVM				CART				RF				SVM			
	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²
AVH	41.6	-0.08	3.4	-0.721	41.6	-0.492	3.4	-0.849	43.94	-0.21	3.5	-0.658	434.62	-1.208	14.81	-0.496	426.01	-1.136	14.81	-0.203	421.1	-1.28	12.26	-1.716
AVV	45.17	0.371	3.66	0.061	45.17	-0.167	4.03	-0.533	44.74	-1.16	3.35	-0.983	435.02	-1.201	17.1	0.158	434.57	-0.711	16.9	-0.193	420.3	-0.44	13.74	-0.861
DVH	44	-0.633	3.44	-0.176	42.65	-0.309	3.46	-0.377	44.01	-1.148	3.5	-0.261	415.74	-0.731	11.4	-0.834	420.12	-2.311	11.4	-0.738	414.45	0.13	11.19	-0.535
DVV	45.69	-0.274	3.43	0.234	45.69	-0.209	3.43	-0.379	45.97	-0.503	3.39	-0.581	430.07	-0.966	12.97	-0.859	430.07	-0.618	12.97	-0.73	442.56	-0.464	15.27	-1.04

Regresión por Random Forest

	CART				RF				SVM				CART				RF				SVM			
	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²	A	R ²	P	R ²
AVH	41.64	0.242	3.39	-0.359	41.56	-0.033	3.39	-0.518	42.38	-0.048	3.48	-0.405	423.76	-0.782	15.15	-0.409	427.8	-0.565	15.1	0.0099	415.3	-0.622	13.21	-0.954
AVV	44.47	0.46	3.69	0.146	44.7	0.167	3.86	-0.158	43.13	-0.524	3.37	-0.568	435.25	-0.665	17.46	0.261	435.2	-0.403	17.51	-0.131	425.67	0.0407	14.28	-0.561
DVH	42.55	-0.341	3.46	0.164	42.54	-0.139	3.44	-0.135	42.5	-0.519	3.49	0.066	418.43	-0.099	11.25	-0.243	420.3	-1.041	11.44	-0.106	413.14	0.147	11.24	0.0038
DVV	44.74	0.226	3.82	0.43	44.52	-0.073	3.53	-0.253	45.57	-0.59	3.87	-0.268	433.03	-0.651	12.9	-0.665	431.98	-0.654	13.73	-0.468	440.45	-0.293	15.06	-0.455

Tabla S3: Puntos de control terrestre utilizados para el lago Burlán y Pomacochas

Código	Lago Burlán			Código	Lago Pomacochas		
	Este	Norte	Altitud		Este	Norte	Altitud
E_BASE	789396.48	9360143.35	593.37	E_BASE	172113.39	9355605.77	2233.04
GCP_1	789415.28	9359639.28	560.79	GCP_1	172976.14	9356124.51	2220.19
GCP_2	789324.40	9359904.34	560.05	GCP_2	173095.21	9357027.52	2219.99
GCP_3	789708.72	9360046.86	562.42	GCP_3	173831.67	9356615.26	2224.00
GCP_4	790028.21	9359960.54	562.47	GCP_4	174486.55	9355767.07	2219.87
GCP_5	790466.84	9359757.12	561.44	GCP_5	174595.20	9355029.48	2219.85
GCP_6	790246.22	9359375.54	560.22	GCP_6	173822.71	9354223.41	2220.16
GCP_7	789892.96	9359354.70	559.81	GCP_7	172786.20	9354192.17	2220.21
GCP_8	789495.41	9359381.57	559.69	GCP_8	172055.95	9355120.62	2220.19
				GCP_9	173020.11	9357327.20	2221.24
				GCP_10	171789.21	9354401.25	2220.67

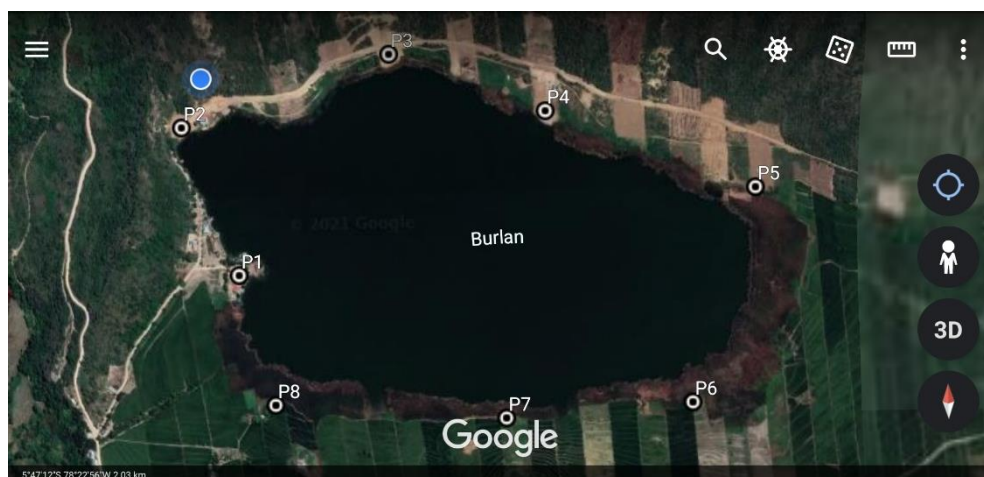
Fotografía 01: Punto geodésico de orden C, monumentado en el Lago Burlán.



Fotografía 02: Medición de coordenadas sobre el punto C utilizando el receptor GNSS Trimble R10, para el Lago Burlán.



Fotografía 03: Puntos de control terrestre distribuidos sobre el Lago Burlán



Fotografía 04: Medición de puntos de control terrestre para el vuelo fotogramétrico realizado sobre el Lago Burlán



Fotografía 05: Preparación para realizar el vuelo fotogramétrico con el Phantom 4 Pro RTK sobre el Lago Burlán.



Fotografía 06: Punto geodésico de orden C, monumentado en el Lago Pomacochas



Fotografía 07: Puntos de control terrestre distribuidos sobre el Lago Pomacochas



Fotografía 08: Medición de puntos de control terrestre para el vuelo fotogramétrico realizado sobre el Lago Pomacochas.



Fotografía 09: Preparación para realizar el vuelo fotogramétrico con el Phantom 4 Pro RTK sobre el Lago Pomacochas.

