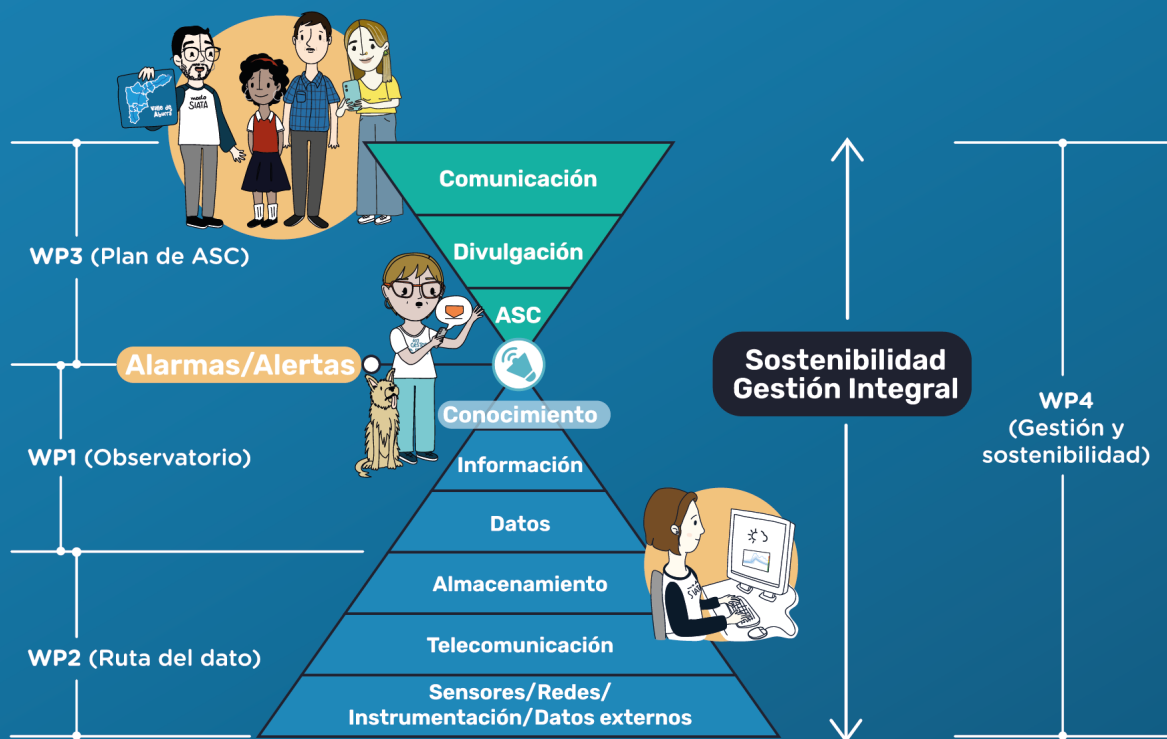


Desarrollar actividades de **investigación aplicada, desarrollo tecnológico y apropiación social del conocimiento para la acción preventiva, la toma de decisiones oportuna para una gestión efectiva del riesgo** (incluyendo variabilidad y cambio climático), y el seguimiento y análisis integral de variables relacionadas con la calidad del aire en el territorio metropolitano, **apoyando el proceso de formulación de políticas públicas y el fortalecimiento de la gobernanza por parte del Área Metropolitana del Valle de Aburrá**, garantizando el estricto cumplimiento de las actividades de carácter obligatorio reguladas por el marco legal vigente.



Contenido

1. Estrategias de teledetección para la detección y monitoreo de movimientos en masa	1
Introducción	1
Área de estudio	2
2. Aplicación InSAR en el Valle de Aburrá	4
Antecedentes	4
Interferometría de Radar de Apertura Sintética	4
Evaluación preliminar	6
Datos	10
Metodología	10
Interpretación en análisis regionales.	12
Monitoreo de movimientos en masa potenciales y emisión de alertas tempranas	12
Resultados	13
Discusión	22
Investigaciones futuras	24
3. Estructura computacional - InSAR	28
Solicitud de información en HyP3	28
Procesamiento Mintpy	29
Postprocesamiento	31
4. Índices espectrales	33
Antecedentes	33
Detección automática de cambios de cobertura	35
Clasificación periódica o vigilancia de cambios de coberturas	35
Detección automática multipunto	39
Procesamiento	41

1 Estrategias de teledetección para la detección y monitoreo de movimientos en masa

Investigador: Alejandro Ospina Urán

Introducción

Los movimientos en masa son una de las amenazas naturales más destructivas, las cuales resultan en numerosas pérdidas de vidas y grandes pérdidas económicas en regiones montañosas al redor del mundo (Aristizábal & Sánchez, 2020; Dilley, 2005; Sepúlveda & Petley, 2015). El área metropolitana de la ciudad de Medellín se encuentra en un valle interandino conocido como el Valle de Aburrá, la cual acoge al segundo centro urbano más poblado en Colombia. Sin embargo, gran parte de su perímetro urbano y los suburbios aledaños, se encuentran en zonas de ladera de mediana y alta pendiente, susceptibles a la ocurrencia de movimientos en masa (Hermelin, 2007). La rápida y no planeada ocupación de las zonas susceptibles del valle, ha resultado en la pérdida de miles de vidas humanas y la evacuación de barrios enteros debido a esta amenaza (Aristizábal & Gómez, 2007).

Es por esta razón que el Sistema de Alertas Tempranas de Medellín y el Valle de Aburrá (SIATA), como proyecto estratégico del Área Metropolitana del Valle de Aburrá (AMVA), se ha interesado en implementar estrategias de monitoreo de movimientos en masa en el valle, teniendo como objetivo implementar un sistema de alertas tempranas por movimiento en masa a escala regional.

Algunas técnicas de monitoreo de movimientos en masa usadas por SIATA se basan en el uso de instrumentación geotécnica. Estos esquemas de monitoreo consisten en la instalación de sensores en tierra, los cuales miden diversas variables como desplazamientos en superficie, deformaciones en profundidad y variables hidrometeorológicas. Sin embargo, el monitoreo geotécnico puede ser costoso y logísticamente complejo (Marr, 2007), por tales razones, son herramientas útiles en el monitoreo a escala de talud, pero tienen fuertes limitaciones en el monitoreo de áreas extensas, así como un registro temporal limitado (Marr, 2007; Segalini et al., 2017).

Debido a las dificultades y limitaciones del monitoreo geotécnico, se han planteado estrategias de monitoreo mediante técnicas de teledetección o sensores remotos con imágenes aéreas y satelitales, las cuales utilizan diferentes tipos de sensores para identificar procesos morfodinámicos en la superficie terrestre (Pellicani et al., 2019; Scaioni et al., 2014; Zhao & Lu, 2018).

Algunas técnicas de sensores remotos utilizan sensores de radar de apertura sintética (o SAR por sus siglas en inglés), los cuales se instalan comúnmente en satélites de misiones de observación terrestre. Uno de los grupos de las técnicas SAR es la interferometría de radar de apertura sintética (InSAR), la cual permite medir deformaciones de la superficie terrestre entre dos imágenes satelitales (Mondini et al., 2021; Moreira et al., 2013).

Otras técnicas de sensores remotos utilizan imágenes multispectrales, las cuales registran la energía reflejada por la superficie terrestre en diferentes intervalos o bandas del espectro electromagnético. A partir de relaciones matemáticas con estas bandas, se calculan índices espectrales, los cuales permiten resaltar diferentes tipos de coberturas en la superficie terrestre. En el caso de los movimientos en masa, estas estrategias buscan identificar zonas afectadas por movimientos en masa que han derivado en cambios en la cobertura, principalmente útil, en zonas con cobertura vegetal (Qu et al., 2021; Mondini et al., 2011).

En este escrito se presenta la documentación del desarrollo de las estrategias de teledetección con imágenes satelitales para la detección y monitoreo de movimientos en masa. El primer capítulo presenta las estrategias de InSAR, iniciando con un estado del arte; posteriormente, se plantea la metodología (en desarrollo) para la aplicación de esta técnica. Finalmente, se muestra las funciones y estructura computacional necesarias para realizar los análisis. Esto último con el fin de dar continuidad al monitoreo de zonas de deformación identificadas con esta técnica y/o a las futuras aplicaciones.

En la primera parte se presentan las metodologías usadas, algunas de estas, desarrolladas en las actividades de investigación del proyecto; posteriormente, se presentan los resultados obtenidos en estas. Finalmente, se presentan las conclusiones y las líneas de investigación abiertas.

Área de estudio

El área de estudio corresponde al área metropolitana del Valle de Aburrá, ubicado en el noroccidente de Colombia (Figura 1.1A). Esta región acoge al segundo centro urbano más poblado de Colombia, con una población estimada en 3.7 M de habitantes, conformado por nueve municipalidades y el distrito de Medellín. La población del Valle de Aburrá creció exponencialmente en el siglo XX. Esta expansión demográfica resultó en la ocupación de las laderas de moderada y alta pendiente, en ocasiones, ocupando zonas susceptibles a la ocurrencia de movimientos en masa (Hermelin, 2007; Aristizábal & Yokota, 2006). La ocupación de estas zonas ha resultado en la ocurrencia de numerosos desastres por movimientos en masa (Aristizábal & Gómez, 2007; Aristizábal & Sánchez, 2020; Serna Quintana, 2011).

La mayor parte del área corresponde al valle del río Aburrá. Este valle interandino es caracterizado geomorfológicamente, por Hermelin (2007) y por Acosta (2011), como una depresión interandina de fondo plano con laderas de moderada y alta pendiente. Tiene una profundidad de alturas entre sus flancos y el fondo superior a 1000 m, un ancho variable de hasta 10 km en su parte central, donde se encuentra la mayor parte de la zona urbana, y tramos más estrechos en el norte y sur de este (Figuras 1.1B, 1.1C y 1.1D).

Geológicamente, el basamento del valle es metamórfico, con intrusiones ígneas y secuencias vulcano-sedimentarias en la parte suroccidental del valle (Mejía, 1984; Maya & González, 1995; Correa et al., 2005). Sin embargo, se encuentran grandes depósitos aluviales y depósitos de ladera originados por movimientos de masa y flujos torrenciales (Aristizábal & Yokota, 2006).

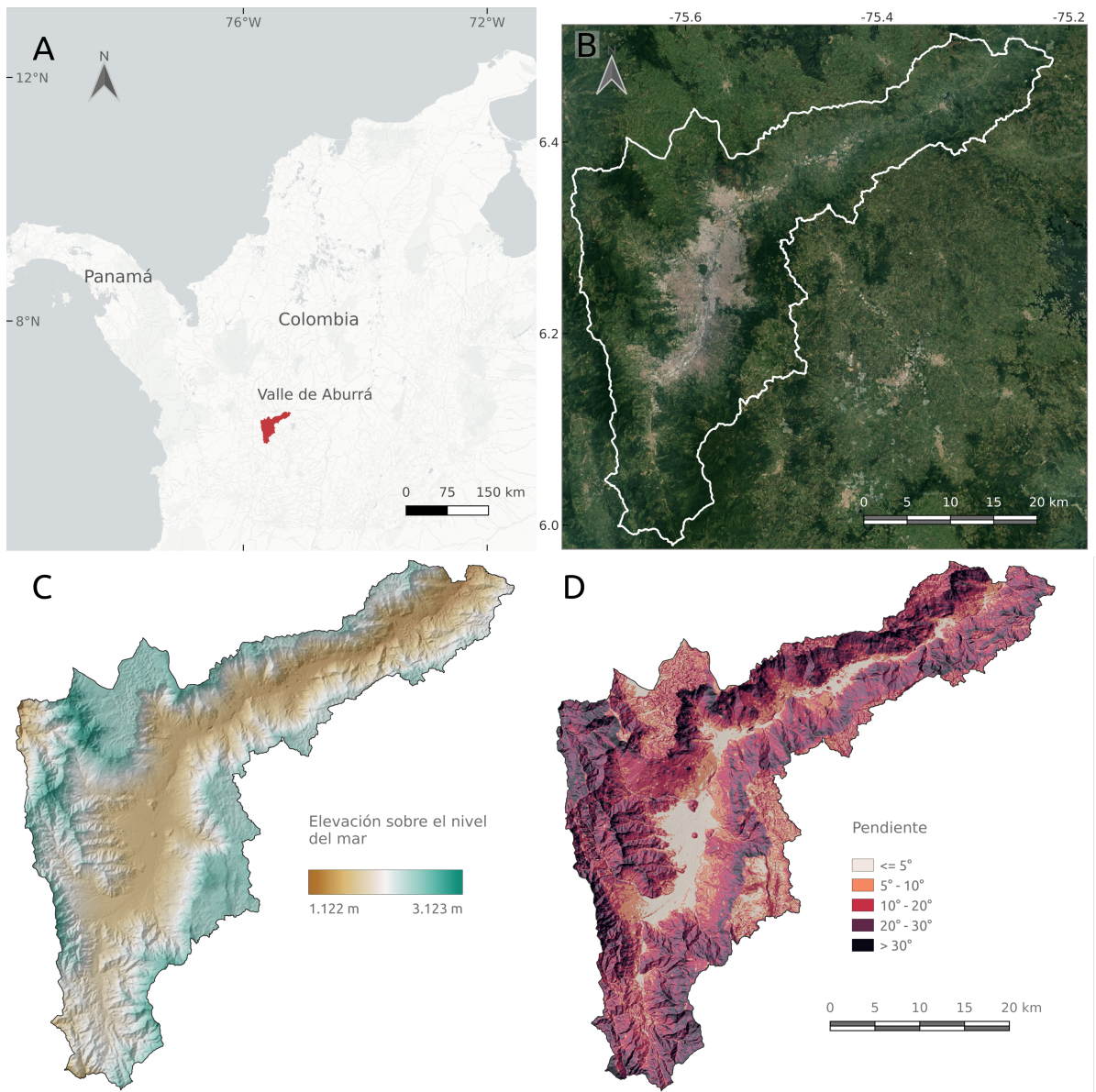


Figura 1.1: Descripción del área de estudio. A) Localización del Valle de Aburrá. B) Ortofotografía tomada de Google Earth. C) Mapa de alturas. D) Mapa de pendientes.

2 Aplicación InSAR en el Valle de Aburrá

Antecedentes

Interferometría de Radar de Apertura Sintética

Las técnicas de teledetección se han posicionado como una herramienta eficaz para la detección temprana de movimientos en masa (Casagli et al., 2023; Scaioni et al., 2014). Entre las técnicas usadas para esto, las basadas en sensores microondas activos o radares ofrecen ventajas significativas, como la capacidad de operar independientemente de la iluminación solar y penetrar coberturas nubosas (Meyer, 2019; Campbell & Wynne, 2011). Estos sensores de radar emiten y reciben energía electromagnética de manera oblicua hacia la superficie terrestre para obtener una única medida de distancia, expresada en términos de estado de fase de onda, y una medida de amplitud de fase, que expresa la cantidad de energía retrodispersada en función de las características de la superficie terrestre y de las ondas emitidas (Ferretti et al., 2007).

La interferometría diferencial SAR (DInSAR) y sus variantes, generalmente agrupadas bajo el término InSAR, se destacan por su capacidad para mapear y detectar tempranamente movimientos en masa a escala regional (Li et al., 2022; Colesanti & Wasowski, 2006). Estas técnicas calculan desplazamientos milimétricos del terreno comparando la fase de onda entre imágenes interferométricas satelitales tomadas en diferentes momentos, como se esquematiza en la Figura 2.1 (Moreira et al., 2013; Rosen et al., 2000; Crosetto et al., 2016). El desplazamiento máximo detectable entre dos imágenes SAR corresponde a media longitud de onda (Ferretti et al., 2007).

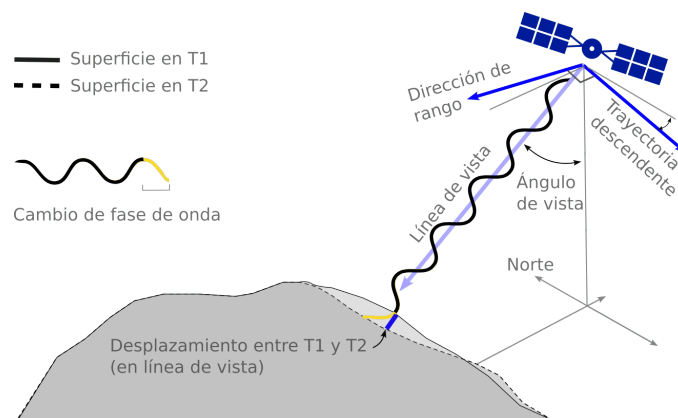


Figura 2.1: Esquema simplificado del funcionamiento de InSAR.

El análisis de múltiples imágenes interferométricas permite generar series temporales y mapas de desplazamiento en la línea de vista del sensor (LOS), permitiendo realizar análisis espacio-temporales a escala regional (Mondini et al., 2021; Yunjun et al., 2019; Aslan et al., 2020). Una ventaja significativa de InSAR es su capacidad para detectar deformaciones del terreno previas a la etapa de falla, a diferencia de las técnicas ópticas que generalmente se limitan a la detección post-falla (Jacquemart & Tiampo, 2021;

Casagli et al., 2023; van Natijne et al., 2022).

La eficacia de las técnicas InSAR depende de la coherencia, que mide la similitud entre las señales retrodispersadas de dos imágenes SAR (Biggs et al., 2007; Ferretti et al., 2007; Wang et al., 2009). En ambientes tropicales, la densa vegetación y los cambios rápidos en la cobertura del terreno pueden reducir la coherencia (Khalil et al., 2018; Liang et al., 2022). Sin embargo, los sensores con bandas de longitudes de onda largas (C o L) son menos afectados por la vegetación (Meyer, 2019).

Las técnicas InSAR más utilizadas se clasifican en dos grupos principales: dispersores permanentes (PS) y dispersores distribuidos (DS). Las técnicas PS calcula el desplazamiento en píxeles con alta coherencia temporal para medir deformaciones precisas (Ferretti et al., 1999; Crosetto et al., 2016). Por otro lado, la principal técnica de dispersión distribuida (DS) es conocida como *Small Baseline Subset* (SBAS), propuesta por Berardino et al. (2002). Esta técnica utiliza múltiples pares de imágenes interferométricas con pequeñas separaciones espaciales y temporales entre sí, para generar una red de interferogramas redundante (Li et al., 2022; Yao et al., 2022). De esta manera, tienen ventajas significativas en áreas con coberturas de menor coherencia, lo que las hace más atractiva para realizar análisis a escala regional (Yunjun et al., 2019; Lu & Kim, 2021). Sin embargo, las técnicas PS pueden presentar mejores resultados en análisis locales o en zonas con coberturas antrópicas al optimizar la resolución espacial de los análisis, reduciendo el análisis a puntos altamente coherentes (Wasowski & Bovenga, 2014; Chen et al., 2021).

Yi et al. (2023) presentan un flujo de trabajo para realizar la técnica SBAS en la detección de movimientos en masa a escala regional (ver Figura 2.2). Este flujo destaca el uso de gran cantidad de información SAR para realizar robustos análisis espacio-temporales con bajos recursos computacionales.

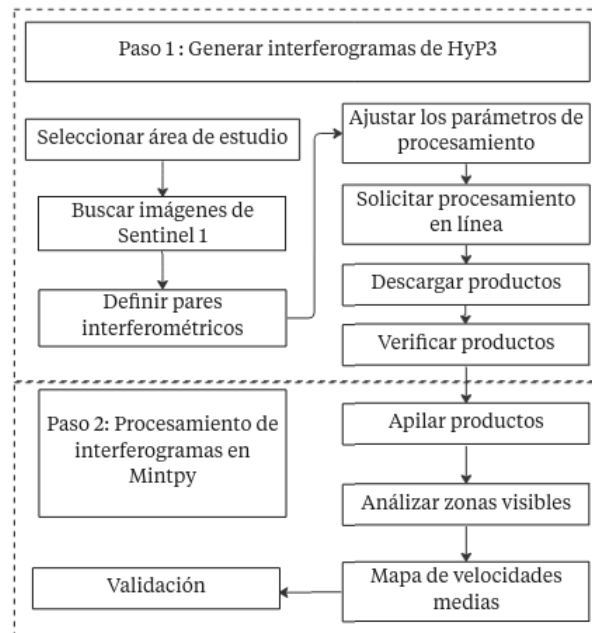


Figura 2.2: Línea de trabajo usada por Yi et al. (2023), donde se usan imágenes de Sentinel 1 procesadas por el software GAMMA en la plataforma en línea HyP3, luego se descargan los productos en un servidor local (paso 1) y se procesan con el software Mintpy para su posterior validación (paso 2).

SIATA inició la investigación de esta técnica de teledetección siguiendo la metodología de la Figura 2.2. Esta aplicación identificó desplazamientos del terreno en el Valle de Aburrá, sin embargo, no fue clara la definición de las zonas inestables debido a la presencia de ruido en el análisis y falsos positivos en

zonas suburbanas con coberturas vegetales más densas. Adicionalmente, no se planteó una metodología de definición de zonas con anomalías de desplazamientos, la cual sirviera también como una estrategia de monitoreo, no solo a escala del Valle, sino también con aplicaciones a escala local.

En este documento se presenta la metodología para incorporar técnicas InSAR a SIATA, como una herramienta de detección y monitoreo de movimientos en masa regional y local en el Valle de Aburrá. Esta metodología incorpora una evaluación preliminar para la interpretación adecuada de resultados, además de estrategias necesarias para reducir el ruido y la incertidumbre en los resultados.

Evaluación preliminar

No todos los movimientos en masa son detectables con InSAR, además de la coherencia y distorsiones geométricas, se debe tener en cuenta la sensibilidad de la técnica para identificar movimientos en masa (van Natijne et al., 2022). Los sensores SAR miden solo desplazamientos en la línea de vista al sensor, por lo cual, los desplazamientos perpendiculares a esta no son detectables (Colesanti & Wasowski, 2006). Por esta razón, la sensibilidad de la técnica depende de la dirección de desplazamiento de los movimientos en masa (Eriksen et al., 2017), además, algunas zonas son solo visibles para análisis en una trayectoria orbital (Wasowski & Bovenga, 2014).

Los mapas de sensibilidad tienen como objetivo identificar las zonas donde los movimientos en masa son detectables y en donde no, bajo la suposición de que se mueven en dirección a la pendiente o aspecto. Además, un mapa de sensibilidad InSAR, sirve para validar los resultados y estimar el desplazamiento real de movimientos en masa en dirección al aspecto (Wasowski & Bovenga, 2014).

Para generar los mapas de sensibilidad o visibilidad se empleó la metodología de Plank et al. (2012) para calcular el porcentaje de mensurabilidad (m). Este describe el grado de mensurabilidad de que un posible movimiento en masa sea detectado con InSAR. Esta medida representa la porción del desplazamiento real del terreno, respecto al desplazamiento en línea de vista. El 100 % se presenta en movimientos paralelos a la línea de vista, y 0 % para movimientos paralelos a la trayectoria del sensor.

El porcentaje de mensurabilidad de un movimiento en masa depende del ángulo de incidencia y la trayectoria del sensor (dirección de acimut). Este porcentaje tiene un componente horizontal (h) y uno vertical (v). El componente horizontal se define por:

$$h = |\cos(\beta)| \times 100 \%$$

Donde β representa el ángulo entre el aspecto de la ladera y la dirección del rango (perpendicular al acimut). Para calcular el componente vertical, primero se debe calcular la pendiente aparente en dirección del rango (δ).

$$\delta = \arctan [\cos(\beta) \tan(\omega)]$$

Donde ω corresponde a la pendiente real de la ladera. El componente vertical se define para una ladera respecto al aspecto de esta. Si el aspecto de la ladera es en dirección contraria al sensor:

$$v_{\text{contra}} = \cos(90^\circ - \theta - \delta) \times 100 \%$$

Donde θ es el ángulo de incidencia. Por otro lado, si la ladera tiene aspecto hacia la dirección del sensor, entonces:

$$v_{\text{hacia}} = \cos(\delta + 90^\circ - \theta) \times 100 \%$$

Finalmente, el porcentaje de mensurabilidad m :

$$m = hv$$

Plank et al. (2012) indica que el porcentaje se calcula bajo la hipótesis de que los movimientos en masa son deslizamientos traslacionales. Además, se recomienda aplicar esta metodología en análisis a escala regional, de igual manera, recomiendan no usar esta metodología en zonas de baja pendiente.

Adicionalmente, debido a la vista oblicua del sensor hacia la superficie terrestre, las imágenes de radar de apertura sintética se ven afectadas por distorsiones geométricas generadas por la topografía (Mondini et al., 2021; Campbell & Wynne, 2011). Estas distorsiones geométricas tienen graves repercusiones en los resultados del análisis InSAR, por lo que deben ser consideradas (Kropatsch & Strobl, 1990; Wasowski & Bovenga, 2014).

La Figura 2.3 ilustra las principales distorsiones geométricas de las imágenes SAR: la sombra (*shadow*), el acortamiento frontal o angular (*foreshortening*) y el solapamiento (*layover*). Estas distorsiones dependen de parámetros como la órbita del satélite (ascendente o descendente), la configuración del satélite y los parámetros de adquisición, como la dirección y el ángulo de vista (Meyer, 2019).

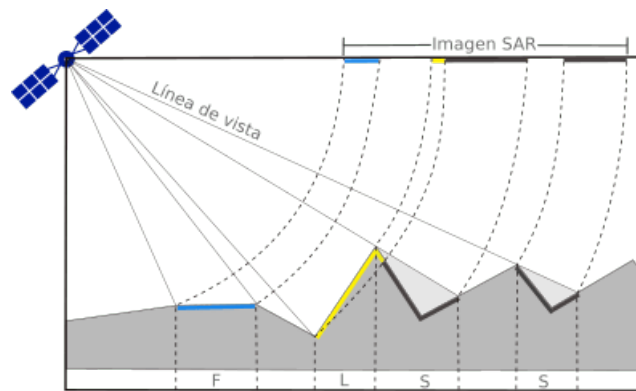


Figura 2.3: Esquema de las distorsiones geométricas de las imágenes SAR en dirección del rango o línea de vista, presentadas en un relieve montañoso. La F representa *foreshortening* o acortamiento frontal, L representa *layover* o solapamiento y S representa *shadow* o sombra. Figura modificada de Kerle et al. (2004)

El acortamiento frontal o angular ocurre cuando una ladera de alta pendiente se proyecta en la imagen de radar, dando la impresión de ser más corta de lo que es en realidad. La energía retrodispersada de estas áreas se comprime en unos pocos píxeles de la imagen (Cigna et al., 2014); sin embargo, esta distorsión no impide la aplicación de InSAR, a diferencia del solapamiento y de la sombra en la que los píxeles con estas distorsiones deben ser descartados del análisis (Kropatsch & Strobl, 1990; Cigna et al., 2014; Wasowski & Bovenga, 2014).

La sombra se presenta en laderas opuestas a la dirección del sensor, cuando la pendiente es superior al ángulo de incidencia del haz de energía, esto genera zonas no iluminadas por el sensor SAR (Kropatsch & Strobl, 1990; Plank et al., 2012; Meyer, 2019). La sombra se manifiesta en una imagen SAR como zonas opacas o con poca intensidad o amplitud respecto a zonas sin distorsiones geométricas (Yun et al., 2014).

El solapamiento se presenta en zonas de alta pendiente en laderas con aspecto hacia el sensor, donde la cima de una ladera parece estar más cerca que su base, generando que esta zona tenga una mayor intensidad o brillantez que las zonas circundantes (Mondini et al., 2021; Kropatsch & Strobl, 1990;

Colesanti & Wasowski, 2006; Yun et al., 2014), como se observa en la Figura 2.4.

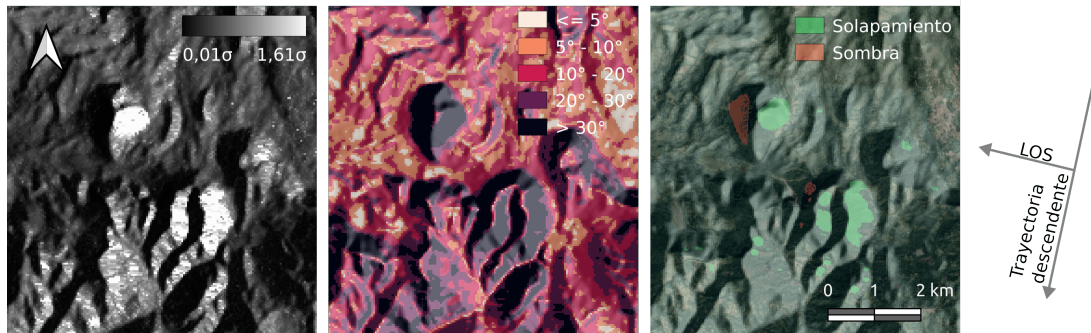


Figura 2.4: Sector de morfologías de alta pendiente en los Andes colombianos ubicado a 15 km al suroccidente de la ciudad de Medellín. i) Intensidad de señal retrodispersada de imagen SAR de trayectoria descendente de la misión Sentinel 1. Los colores oscuros indican bajos valores de amplitud de onda, los tonos brillantes indican amplitudes altas (mayor energía retrodispersada). ii) Mapa de pendiente de la misma zona. iii) Máscara de distorsiones geométricas generadas con el software SNAP para solapamiento o *layover* en la pendiente con aspecto contrario a la vista del sensor, y la sombra o *shadow* en la pendiente con aspecto paralela a la vista del sensor. Ortofotografía base tomada de *Google Satellite*.

Las máscaras de distorsiones geométricas se realizaron para las imágenes de trayectoria ascendente y descendente. Esta se realizó mediante dos algoritmos para garantizar el mapeo de ambos fenómenos. La primera, utilizando aplicando la función “simulación de corrección de terreno” del software SNAP (*Sentinel Application Platform*). Esta función tiene como uno de sus productos la máscara de solapamiento y sombras. La función compara cada pixel de un modelo de elevación digital con el resto de píxeles en dirección del rango para determinar si esta es afectada por distorsiones geométricas (SNAP - ESA).

La segunda estrategia consta de la aplicación de la metodología propuesta por Cigna et al. (2014), en la cual se calcula el índice topográfico R que representa la relación entre el tamaño del píxel en dirección del rango y el tamaño real en el terreno inclinado. Este índice se calcula a partir del ángulo de incidencia, la dirección del rango y la geometría del relieve (aspecto y pendiente).

$$R = \sin |(\theta - \omega) \sin(A)|$$

Donde θ es el ángulo de incidencia, ω es la pendiente local del terreno y A es el factor de corrección del aspecto, calculado a partir la diferencia entre la dirección de acimut y el aspecto (Notti et al., 2011).

En zonas con índice R negativo se presenta solapamiento. Se presenta sombra cuando R es mayor al índice R generado para zonas con $\omega=0$ y la pendiente aparente δ es mayor al ángulo de incidencia θ en laderas con aspecto contrarias al sensor.

Adicionalmente, se realizó un análisis espacial de coherencia en las diferentes coberturas presentes en el Valle de Aburrá y sus alrededores. La Figura 2.5 muestra los mapas de coberturas y aspecto de las laderas del Valle de Aburrá, insumos necesarios para realizar esta evaluación, así como información orbital y parámetros de visión de la misión Sentinel 1 para el área de estudio. El mapa de coberturas corresponde al modelo *WorldCover* 10 m (2020) de la Agencia Espacial Europea (ESA) elaborado por Zanaga et al. (2022).

Este análisis consistió se realizó a partir de la selección de áreas de interés con particularidades en las coberturas vegetales, pendiente y aspecto. En total se analizaron 810 puntos, 690 tomados al azar en un radio de 2.5 km alrededor de cada área y 120 puntos seleccionados para garantizar la presencia de

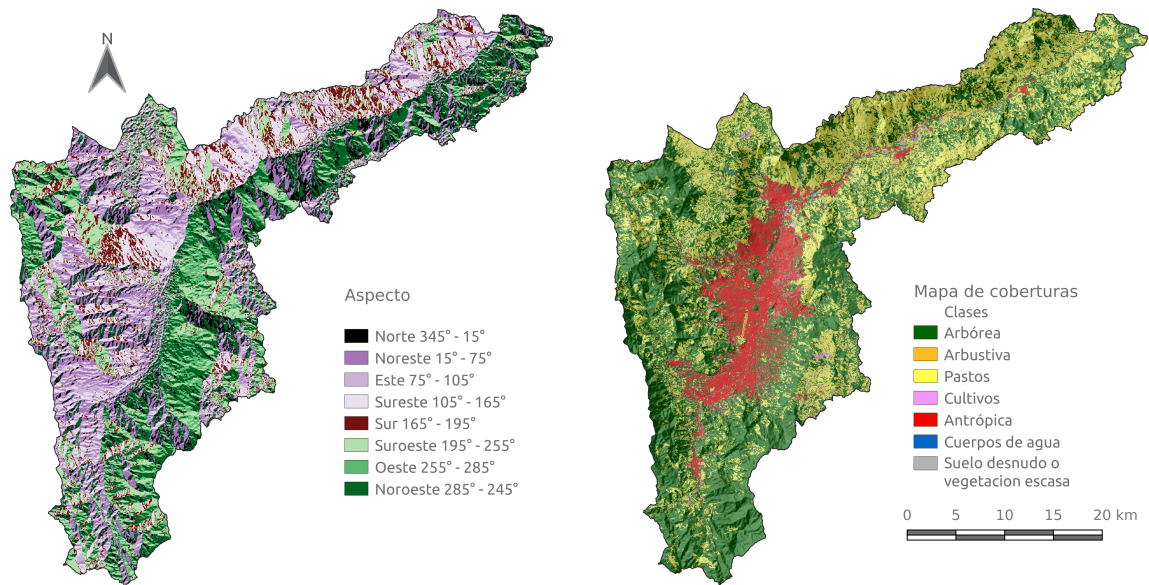


Figura 2.5: Izquierda, de aspecto de las laderas del Valle de Aburrá. Derecha, mapa de coberturas del modelo *WorldCover* elaborado por Zanaga et al. (2022).

coberturas menores como cuerpos de agua y zonas de alta pendiente (Figura 2.6).

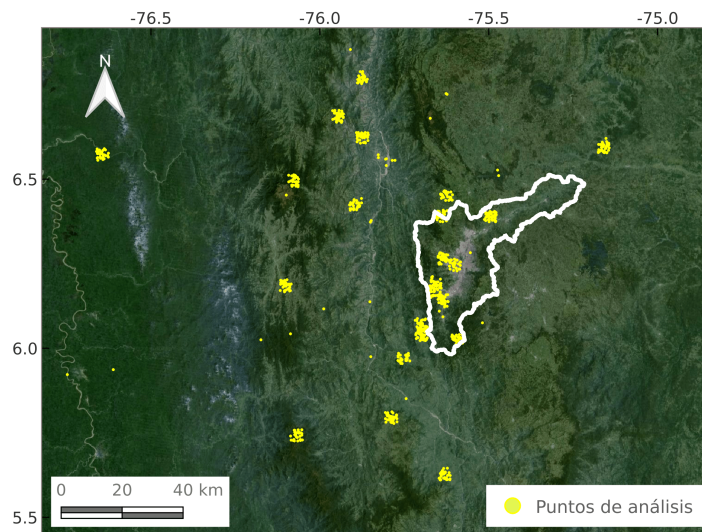


Figura 2.6: Puntos seleccionados al azar en un radio de 2.5 km alrededor de áreas de interés en el Valle de Aburrá (polígono blanco) y sus alrededores.

A cada punto se le asoció la clasificación de cobertura del suelo del modelo *WorldCover* 10 m (2020) de la Agencia Espacial Europea (ESA) elaborado por Zanaga et al. (2022). Esta clasificación se realizó a través de la plataforma Google Earth Engine. Por este medio también se calculó la pendiente local de cada punto a partir de la colección “*The shuttle radar topography mission*” (Farr et al., 2007).

Posteriormente, se calculó la coherencia de cada punto para cada par interferométrico de los 236 usados en el análisis de trayectoria descendente (ver Tabla 2.1). Finalmente, se realizó un análisis de distribución

para evaluar qué tipo de coberturas vegetales tienen una coherencia apta para realizar el análisis.

Datos

En el análisis InSAR en el Valle de Aburrá se utilizaron 127 imágenes *Single Look Complex* de la misión Sentinel 1 divididos en dos sets de datos (ver Tabla 2.1). Uno con 62 imágenes de trayectoria ascendente registradas entre septiembre de 2019 y diciembre de 2021 (27 meses), y otro de 65 imágenes de trayectoria descendente registradas entre febrero de 2022 y abril de 2024 (26 meses). Los pares interferométricos se generaron con líneas base perpendicular menores a 150 m y línea base temporal menores a 60 días. Adicionalmente, para los análisis espacio-temporales a escala local, se utilizó otro set de datos de trayectoria descendente con registro entre octubre de 2016 y diciembre de 2021

Tabla 2.1: Registros de Sentinel 1 utilizados.

Trayectoria	Plataforma	Registro	Imágenes	Pares
Descendente	S1A	2022/02-2024/04	65	236
	S1B	2016/10-2021/12	151	580*
Ascendente	S1B	2019/09-2021/12	62	210

Metodología

El procesamiento de múltiples imágenes SAR para obtener series de tiempo y mapas de desplazamientos se divide en dos partes: la generación de interferogramas y la construcción de series de tiempo (Yunjun et al., 2019; Hrysiewicz et al., 2023).

En el análisis se utilizan imágenes de banda C de la misión Sentinel 1 (longitud de onda de 5.6 cm). Estas se pueden adquirir a través del portal *Alaska Satellite Facility's Vertex Data Search* (<https://search.asf.alaska.edu/>). Sin embargo, esta plataforma ofrece un procesamiento en línea para realizar análisis InSAR a través de la aplicación *Alaska Satellite Facility's Hybrid Pluggable Processing Pipeline* o simplemente HyP3 (Hogenson et al., 2016; Agapiou & Lysandrou, 2020).

El procesamiento inicia con la construcción de pares interferométricos. Esto se realiza a través del portal Vertex, el cual permite seleccionar los pares interferométricos de interés, en el periodo de tiempo necesario, con el umbral de línea base perpendicular y temporal que se considere adecuado (Yi et al., 2023; Zhang et al., 2023). Menores líneas base perpendiculares reducen los efectos en el procesamiento por descorrelación (Fattahi & Amelung, 2013; Ferretti et al., 2007).

Una vez definidos los pares interferométricos que forman la red redundante de interferogramas que se solapan temporalmente, se solicita el procesamiento con el software GAMMA especializado en el manejo de datos SAR (Wegmüller et al., 2016; Agustan et al., 2022). Este procesamiento se realiza en la nube, por lo cual no se consumen recursos computacionales en un servidor local (Yi et al., 2023; Zhang et al., 2023). Este procesamiento incluye la generación de interferogramas, desenrollamiento de estos y mapas de coherencia para cada par de imágenes interferométricas (ver documentación de HyP3 hyp3-docs.asf.alaska.edu).

El proceso incluye *multi-looking*, o filtrado de ruido, al suavizar los interferogramas con el promedio píxeles adyacentes. Este proceso aumenta la coherencia, pero reduce la resolución espacial del interferograma

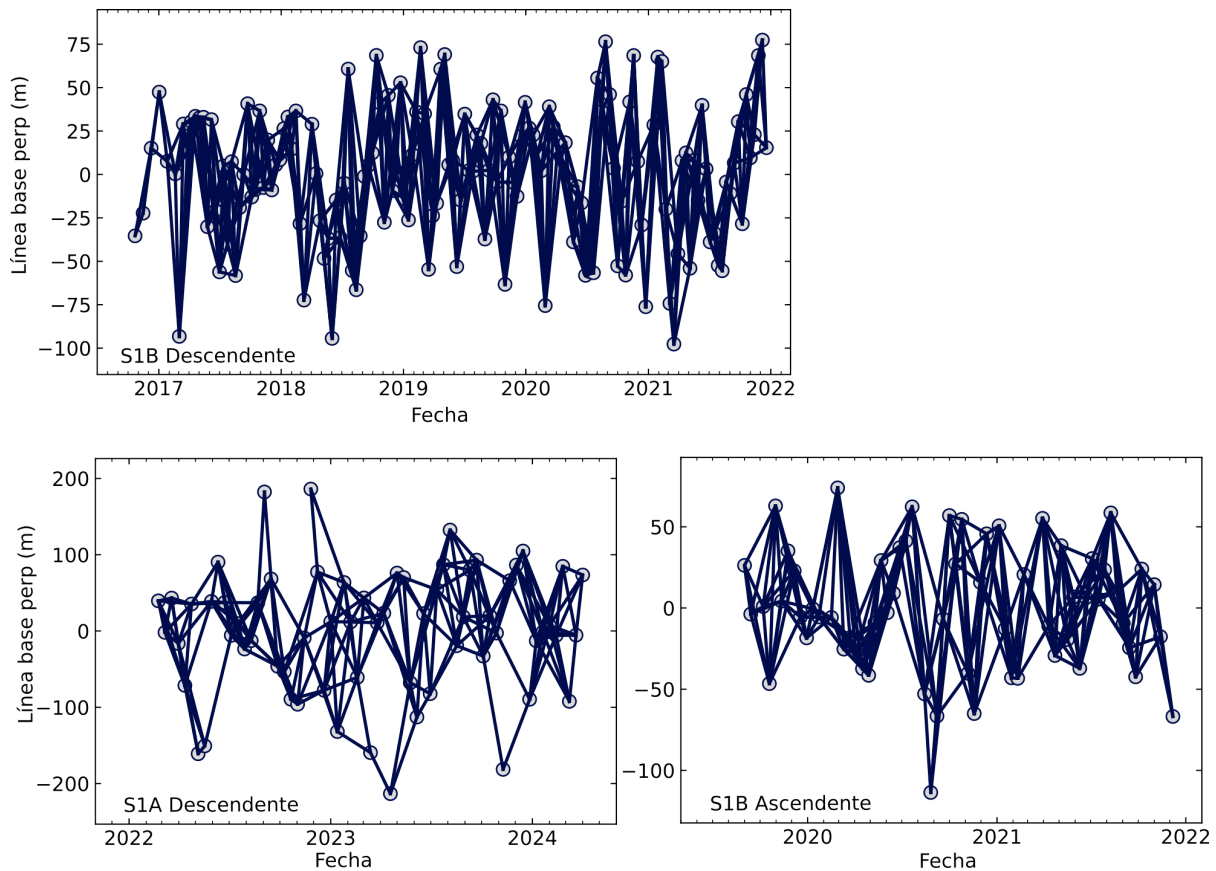


Figura 2.7: Red de pares interferométricos utilizados en este análisis.

(Ferretti et al., 2007; Agapiou & Lysandrou, 2020). Los productos de HyP3 tienen una resolución de 40 m (*multi-look* 10x2) y 80 m (*multi-look* 20x4) (Yi et al., 2023; Agustan et al., 2022).

La construcción de series temporales a partir de una red de interferogramas se realiza mediante el software MintPy, desarrollado en lenguaje Python por Yunjun et al. (2019). El método empleado se basa en la técnica Small Baseline Subset (SBAS) (Berardino et al., 2002), pero aprovecha de manera más efectiva una red interferométrica redundante para evitar la ambigüedad de fase. Este método estima los desplazamientos apilando linealmente un conjunto de interferogramas desenrollados, utilizando un modelo de mínimos cuadrados ponderados. De esta forma, se asigna mayor relevancia a los interferogramas de mayor calidad en el proceso de estimación (Yu et al., 2019).

Además, el método de apilamiento reduce el ruido en las series temporales asociado a retrasos troposféricos mediante la incorporación de modelos atmosféricos globales (Ding et al., 2008; Wasowski & Bovenga, 2014). Asimismo, mitiga los efectos del residuo topográfico al emplear el modelo de elevación digital Copernicus GLO-30, adquirido a través de HyP3 (Li et al., 2022; Wang et al., 2009). Por último, aborda los errores introducidos durante la etapa de desenrollamiento, aprovechando la información de dispersores altamente coherentes (Yu et al., 2019; Biggs et al., 2007).

Interpretación en análisis regionales.

Luego de generar las series de tiempo y los mapas de desplazamientos se deben interpretar los resultados. En la revisión bibliográfica realizada por Mondini et al. (2021), se indica que el principal método de detección de movimientos en masa, a partir de los resultados InSAR, se basa en el criterio e interpretación de un experto. Sin embargo, otras estrategias cuantitativas han sido incorporadas en los análisis InSAR para la detección y validación de estos resultados, las cuales incluyen la definición de umbrales y métodos de clasificación supervisados y no supervisados (Liang et al., 2022; Aslan et al., 2020; Tomás et al., 2019).

Para evitar interpretaciones erróneas de los resultados se deben aplicar máscaras de coherencia y máscaras por distorsiones geométricas (Wasowski & Bovenga, 2014; Ferretti et al., 2007; Kropatsch & Stroh, 1990). Adicionalmente, se recomienda interpretar los resultados con un mapa de sensibilidad InSAR. Según Yu et al. (2019), los umbrales recomendados son 0.4 para la coherencia espacial promedio y 0.7 para la coherencia temporal. La coherencia espacial se refiere a la similitud de la retrodispersión del radar entre los píxeles vecinos en una sola imagen. La coherencia temporal en InSAR es una medida de la estabilidad de un píxel a lo largo del tiempo.

Luego de aplicar las máscaras de coherencia y distorsiones geométricas, se debe clasificar las zonas con desplazamientos InSAR que posteriormente serán validadas. Para esto, se define un umbral de decisión para definir una anomalía InSAR. Aslan et al. (2020) estableció un umbral de 2 desviaciones estándar a los desplazamientos en línea de vista del área de estudio. Posteriormente, se marcan las anomalías de desplazamientos que superen este umbral para luego ser validadas a partir del criterio del experto, información técnica existente y recorridos de campo (Mondini et al., 2021). Esta etapa se esquematiza en La Figura 2.8.

Otra herramienta útil para validar son los mapas de sensibilidad o visibilidad InSAR. En zonas con baja sensibilidad, es posible que los desplazamientos estén asociadas a procesos de descorrelación (Yi et al., 2023). Para generar los mapas de sensibilidad o visibilidad InSAR se siguió la metodología de Plank et al. (2012) para calcular el porcentaje de mensurabilidad. Este describe el grado de mensurabilidad de que un posible movimiento en masa sea detectado con InSAR. Esta medida representa la porción del desplazamiento real del terreno, respecto al desplazamiento en línea de vista. El 100 % se presenta en movimientos paralelos a la línea de vista, y 0 % para movimientos paralelos a la trayectoria del sensor. Las anomalías validadas se definen como movimientos en masa potenciales.

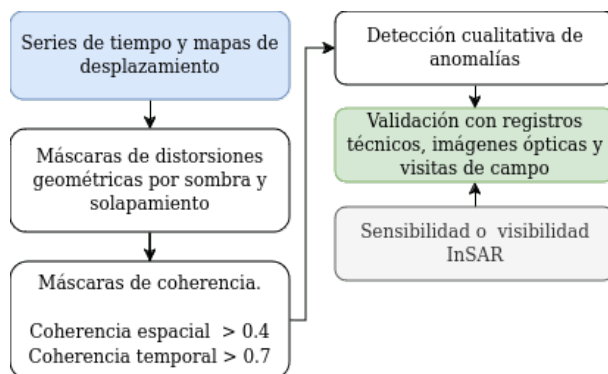


Figura 2.8: Flujo de trabajo para la interpretación de los resultados del análisis InSAR.

Monitoreo de movimientos en masa potenciales y emisión de alertas tempranas

Luego de la detección y validación de zonas de movimientos en masa potenciales, se inicia el monitoreo a escala local del proceso morfodinámico. Inicialmente, se recomienda inventariar y mapear las eviden-

cias de deformación en el terreno y afectaciones en edificaciones antrópicas (Wasowski & Pisano, 2020). Además de las series de tiempo, se recomienda utilizar estadísticos que permitan evaluar los patrones de deformación de la zona (Mirmazloumi et al., 2022).

Este monitoreo permitirá estimar las tasas de desplazamiento, aceleraciones, y en el mejor de los casos, aplicar análisis cinemáticos para aproximar el momento de falla o aumento de velocidad del movimiento en masa. Sin embargo, se recomienda iniciar el monitoreo mediante la instalación de instrumentación geotécnica superficial (e.g. extensómetros) y subsuperficial (e.g. inclinómetros verticales, cables TDR o de deformación coaxial) (Marr, 2007), o instrumentos de geo-posicionamiento (e.g. GNSS) (Yunjun et al., 2019; Cigna et al., 2021). Estos instrumentos permitirán validar los desplazamientos calculados con InSAR a lo largo del tiempo (Xie et al., 2020).

Adicionalmente, se deben realizar análisis periódicos con el fin de evaluar cambios en los patrones de desplazamiento. Pocos trabajos han evaluado el desempeño de InSAR como una herramienta de monitoreo. Urgilez Vinueza et al. (2022) proponen una metodología para cuantificar y detectar aceleraciones. Esta inicia con el filtro de valores anómalos usando una ventana de siete registros SAR (aproximadamente 84 días con la frecuencia de registro de Sentinel 1 para el Valle de Aburrá). Posteriormente, se calculan los puntos de quiebres (inicio de aceleraciones) con un umbral de error de 30 días. Si la tendencia de desplazamiento cambiante se mantiene en este intervalo, se acepta como una aceleración. Por lo anterior, se plantea el periodo de actualización de análisis InSAR a dos meses, en el que se tengan al menos cuatro nuevos registros de Sentinel 1; sin embargo, es posible que se deba modificar el periodo de actualización de los análisis.

Se propone la emisión de alertas tempranas y reportes en tres momentos a entidades de protección civil o gestoras del riesgo de desastres.

- Al detectar y validar con recorridos de campo una zona de movimiento en masa potencial. Esto permitirá evaluar e inventariar las deformaciones del terreno y afectaciones a edificaciones antrópicas e infraestructura como vías vehiculares o líneas de servicios (acueducto, energía, etc).
- Al detectar aumentos de velocidad o aceleración de los desplazamientos de las zonas de movimiento en masa potencial identificadas en el análisis regional. Esto permitirá evaluar los desplazamientos a lo largo del tiempo y dar alerta de posibles aumentos de desplazamientos previos a la etapa de falla o aumento de velocidad, etapa en la que se presentan las mayores pérdidas (Hung et al., 2014; Urgilez Vinueza et al., 2022).
- Reportes periódicos. Al ser movimientos en masa lentos, se recomienda generar reportes al menos cada 6 meses. Esto permitirá a las entidades de protección civil evaluar la evolución de las afectaciones a los elementos expuestos en la zona de monitoreo.

La Figura 2.9 presenta el esquema de la metodología planteada para la integración de InSAR a un sistema de alertas tempranas. Este esquema parte desde el análisis a escala regional hacia la estrategia de monitoreo periódica a escala local, teniendo como resultados la emisión de alertas tempranas y reportes periódicos.

Resultados

Evaluación preliminar

Los mapas de sensibilidad o porcentaje de mensurabilidad para el Valle de Aburrá se presentan en la Figura 2.10. En general, las laderas con aspecto contrario al sensor tienen un mayor porcentaje de

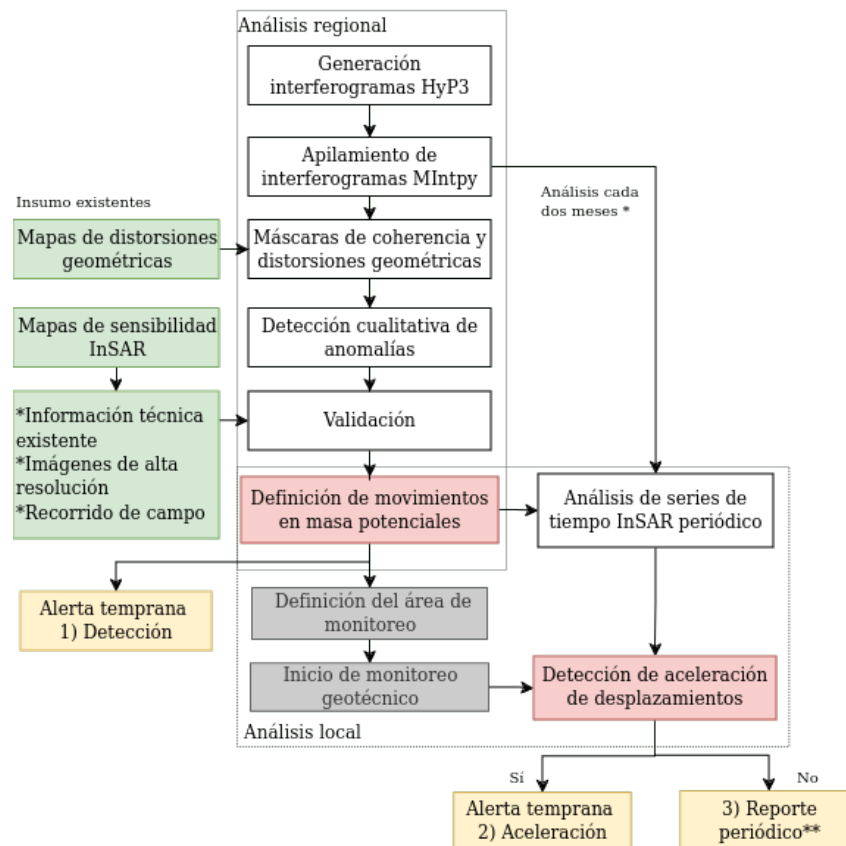


Figura 2.9: Esquema metodológico propuesto para la integración de InSAR a un sistema de alertas tempranas. Las cajas blancas indican los pasos del procesamiento InSAR periódico. Las cajas verdes indican los pasos externos y los productos existentes que solo deben realizarse la primera vez, o al detectar una nueva zona de movimiento en masa que debe ser validada. Las cajas rojas indican el fin del análisis regional y del análisis local para la posterior emisión de alertas y reportes marcadas en cajas amarillas. Las cajas grises están asociadas a la integración de esquemas de monitoreo geotécnico.

mensurabilidad. Las zonas de menor sensibilidad corresponden a zonas con aspecto aproximado al norte o al sur.

Las Figuras 2.11 y 2.12 muestran el análisis de coherencia de 236 pares interferométricos de trayectoria descendente en 810 puntos en el Valle de Aburrá y sus alrededores, desglosados según la cobertura del suelo y la pendiente del terreno (ver Figura 2.6). El gráfico de la izquierda en la Figura 2.11 presenta la coherencia agrupada por diferentes tipos de cobertura del suelo clasificados por el modelo *WorldCover* de Zanaga et al. (2022). Se observan las siguientes tendencias:

- Suelos desnudos o vegetación escasa: Presenta una alta variabilidad en los valores de coherencia, con una mediana cercana a 0.7 y un rango intercuartil amplio que va de aproximadamente 0.45 a 0.8.
- Antrópica: Muestra una coherencia consistentemente alta con una mediana cercana a 0.8, y la mayoría de los valores por encima de 0.6. Esto indica una buena estabilidad de fase en áreas urbanizadas.

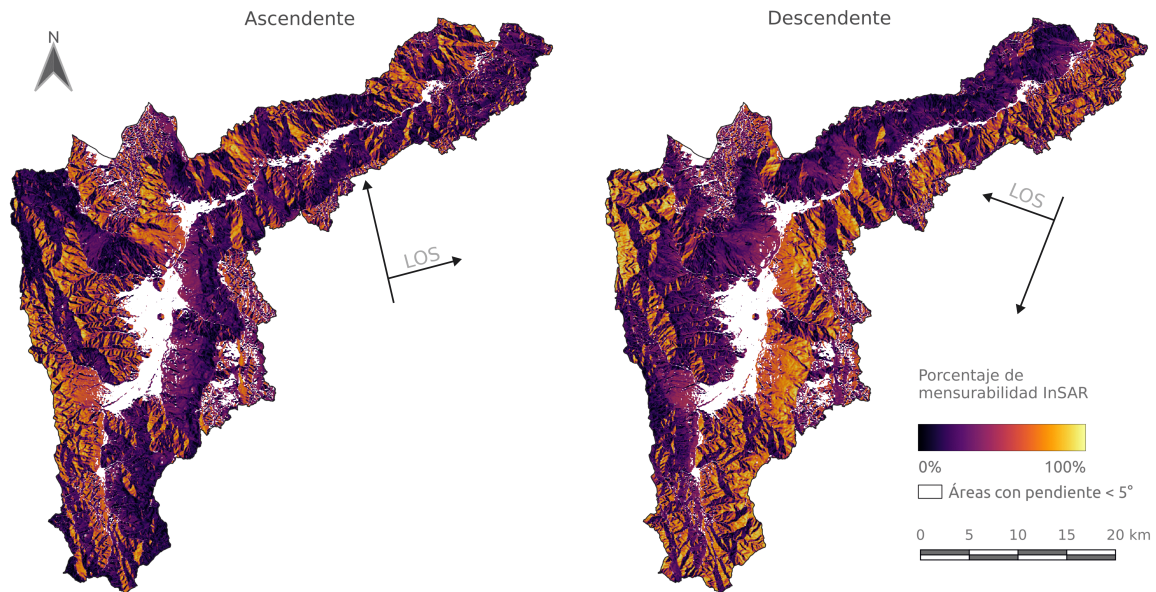


Figura 2.10: Mapas de sensibilidad InSAR para el Valle de Aburrá, elaborado con la metodología propuesta por Plank et al. (2010)

- Pastos: Exhibe una coherencia moderada con una mediana alrededor de 0.45, pero con una mayor dispersión en los valores.
- Cuerpos de agua: La coherencia es significativamente más baja en estas áreas, con una mediana alrededor de 0.3 y valores que se extienden desde cerca de 0 hasta 0.5, indicando una pobre estabilidad de fase debido a la superficie del agua.
- Matorrales: Presenta una coherencia baja con una mediana por debajo de 0.3 y un tercer cuartil menor a 3.8.
- Arbórea: Tiene una coherencia baja con una mediana por debajo de 0.3, pero con una mayor dispersión que la clase matorrales.

La Figura 2.12 se muestra la coherencia agrupada por diferentes rangos de pendiente del terreno. Se observa una mayor coherencia en zonas de baja pendiente y se reduce progresivamente en clases de mayor pendiente. En pendientes mayores a 20° , el tercer cuartil es cercano al límite inferior de coherencia de 0.4 sugeridos por Yunjun et al. (2019) para realizar análisis InSAR.

Análisis a escala regional y validación de resultados

La Figura 2.13 muestra los resultados del análisis InSAR para el set de datos de trayectoria descendente. Se observa una alta coherencia en la zona urbana del centro del Valle de Aburrá en las Figuras 2.13A y 2.13B. Los desplazamientos en línea de vista sin máscaras de coherencia, distorsiones geométricas y con una simbología de mínimos y máximos desplazamientos se muestran en la Figura 2.13C, donde los desplazamientos negativos indican que el sensor se aleja del satélite y positivos indican que se acercan (Yi et al., 2023; Yunjun et al., 2019). La Figura 2.13D muestra las zonas con distorsiones geométricas de las imágenes de trayectoria descendente.

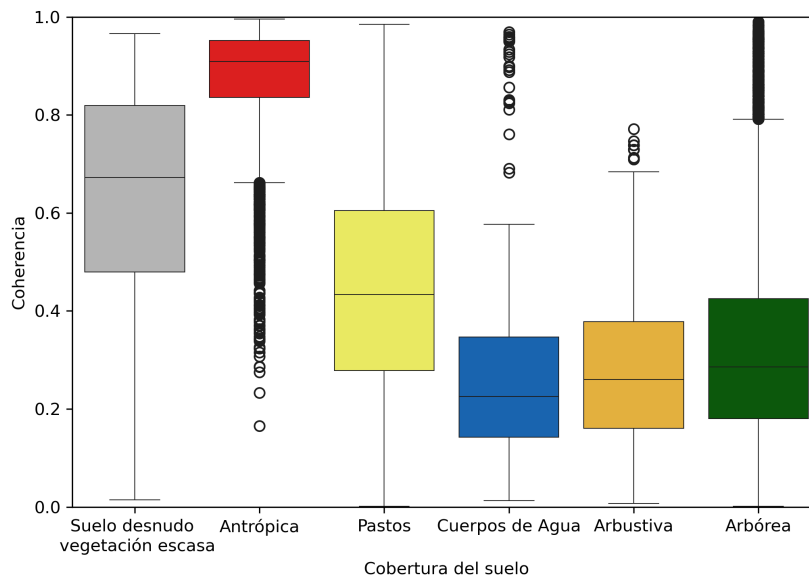


Figura 2.11: Análisis de coherencias por coberturas del suelo.

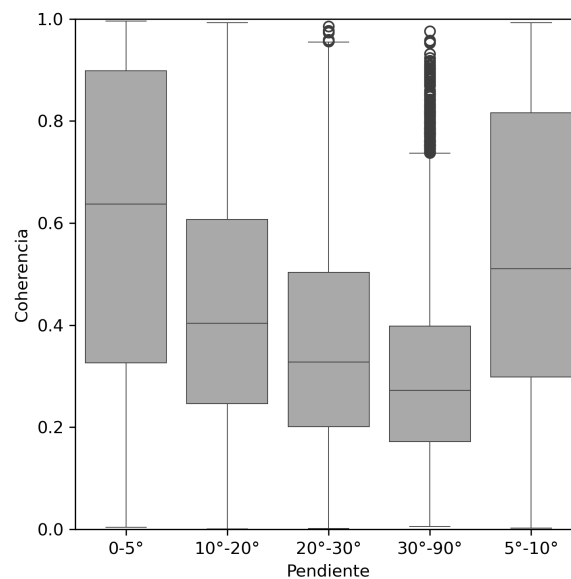


Figura 2.12: Análisis de coherencias por pendiente.

Las zonas de mayor coherencia se encuentran en la parte central del Valle de Aburrá, mientras que las distorsiones geométricas se encuentran en las partes altas. En la zona central del valle se muestran desplazamientos cercanos a 0 representados en tonos naranja, mientras que en las partes altas del valle destacan los tonos verdes y azules asociados a desplazamientos negativos. Las distorsiones geométricas se presentan en las partes altas del Valle, donde predominan las zonas de mayor pendiente (ver Figura 1.1)

Al realizar un histograma de los valores enmascarados por coherencias espaciales ≥ 0.4 y coherencias tempo-

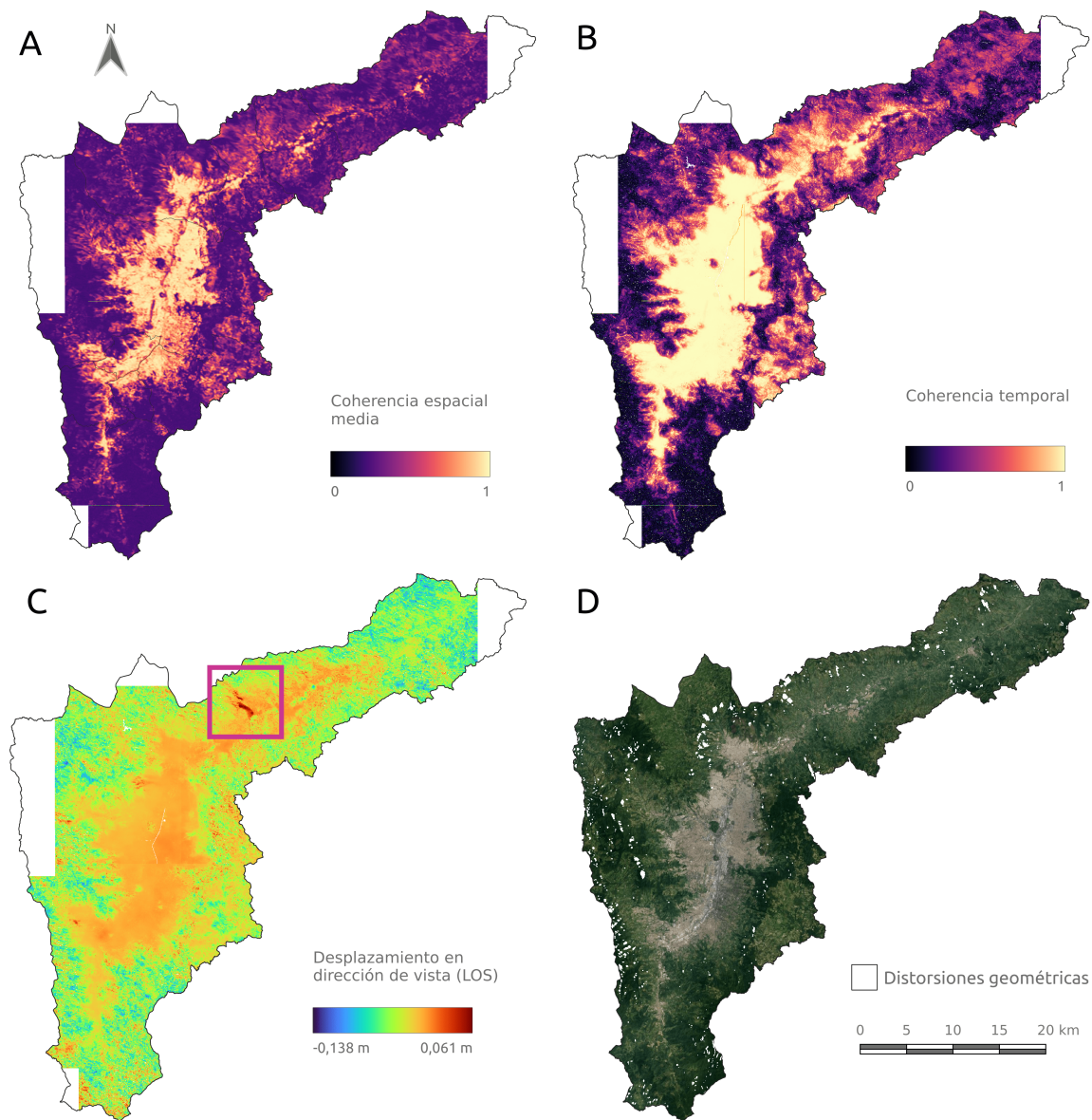


Figura 2.13: Resultados del análisis InSAR con imágenes de trayectoria descendente registrados entre febrero de 2022 y abril de 2024 en el Valle de Aburrá. A) Coherencia espacial media. B) Coherencia temporal. C) Desplazamientos InSAR en línea de vista del sensor (LOS). D) Distorsiones geométricas en imágenes de trayectoria descendente de Sentinel 1 y ortoimagen RGB del Valle de Aburrá.

rales ya 0.7, como lo sugiere Yunjun et al. (2019), se identificó una tendencia a presentar desplazamientos negativos en línea de vista en zonas con baja coherencia (Figura 2.14).

Los mapas de desplazamientos InSAR para el Valle de Aburrá en los análisis de trayectoria ascendente y descendente se muestran en la Figura 2.15. Estos mapas incluyen la aplicación de máscaras de coherencia y distorsiones geométricas. A partir del análisis presentado en la Figura 2.14, se encontró que las zonas de deformación son más claras cuando se centra la simbología en 0.

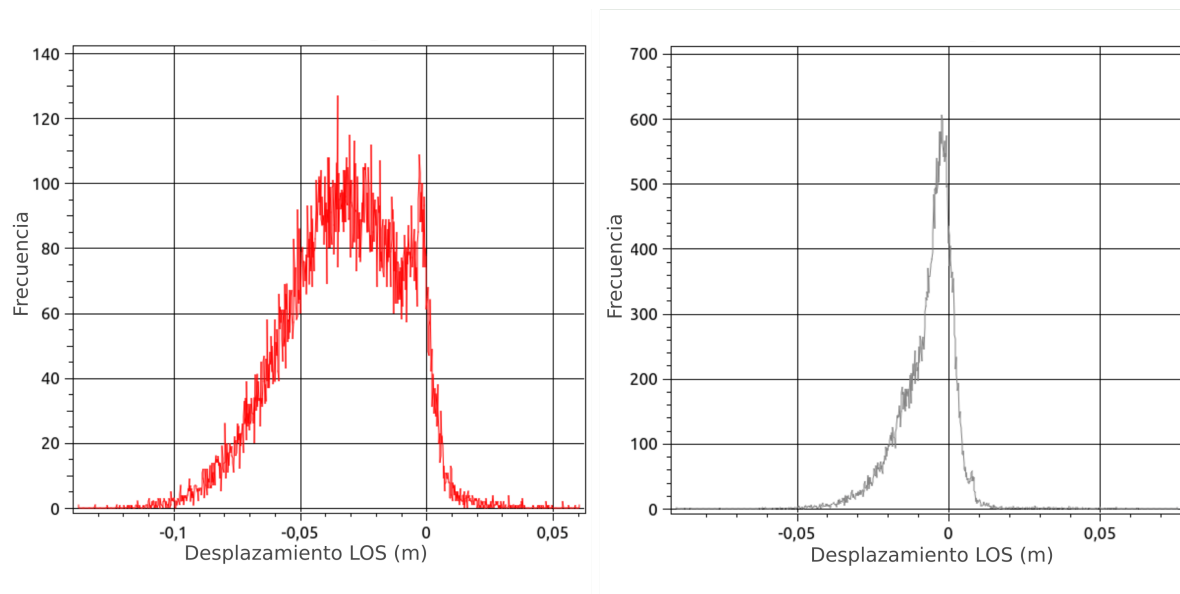


Figura 2.14: Histogramas de desplazamientos en dirección vista en el Valle de Aburrá. La Figura izquierda corresponde al histograma de los desplazamientos en la Figura 2.13C. La Figura derecha corresponde al histograma al enmascarar las zonas con coherencia espacial ≥ 0.4 y coherencia temporal ≥ 0.7 .

Las zonas enmascaradas por baja coherencia corresponden a las partes altas del valle (ver Figura 2.15), donde se presenta el dominio de coberturas vegetales densas, en comparación con la parte baja del valle, donde dominan las coberturas antrópicas, consistente con el análisis de coberturas y pendientes presentado en las Figuras 2.11 y 2.12.

Para realizar la clasificación cualitativa de anomalías se seleccionó un umbral de desplazamiento acumulado mínimo en línea de vista de ± 0.06 m. Solo se consideraron las anomalías en las cuales los desplazamientos acumulados superaran este umbral (Figura 2.15). Este umbral se definió a partir las mayores anomalías positivas, como la remarcada con el cuadro púrpura en Figura 2.13, teniendo en cuenta el sesgo de zonas con baja coherencia presentado en la Figura 2.14. Se observan deformaciones menores en la parte central del valle en el análisis de trayectoria ascendente, las cuales se consideran ruido al ser aparentemente aleatorias y ausentes en el análisis de trayectoria descendente.

La anomalía más pequeña tiene un área de 66000 m^2 , mientras que la más grande tiene un área de 1.01 km^2 . La mayor deformación tiene un desplazamiento acumulado de -0.073 m en trayectoria descendente (0.034 m/año) y -0.076 m en trayectoria ascendente (0.034 m/año). Se identificaron 14 anomalías en la trayectoria ascendente y 16 en la trayectoria descendente. 8 anomalías fueron identificadas tanto en el análisis de trayectoria ascendente como el de trayectoria descendente (ver Tabla 2.2). En total, se considera la presencia de 22 zonas de anomalías InSAR.

La validación de las anomalías se realizó a través de diferentes maneras, según la disponibilidad de acceso al sitio para visitas de campo, información técnica existente, imágenes satelitales de alta resolución y sobrevuelos con drones. En este análisis solo se consideraron como zonas de movimientos en masa potencial, las anomalías que fueron visitadas con recorridos de campo, por lo que es posible que otras anomalías estén asociadas a movimientos en masa.

Todas las zonas visitadas fueron validadas como zonas de movimiento en masa potencial o zonas de minería a cielo abierto. Se validaron 10 anomalías como zonas de movimiento en masa potenciales. Cinco de estas

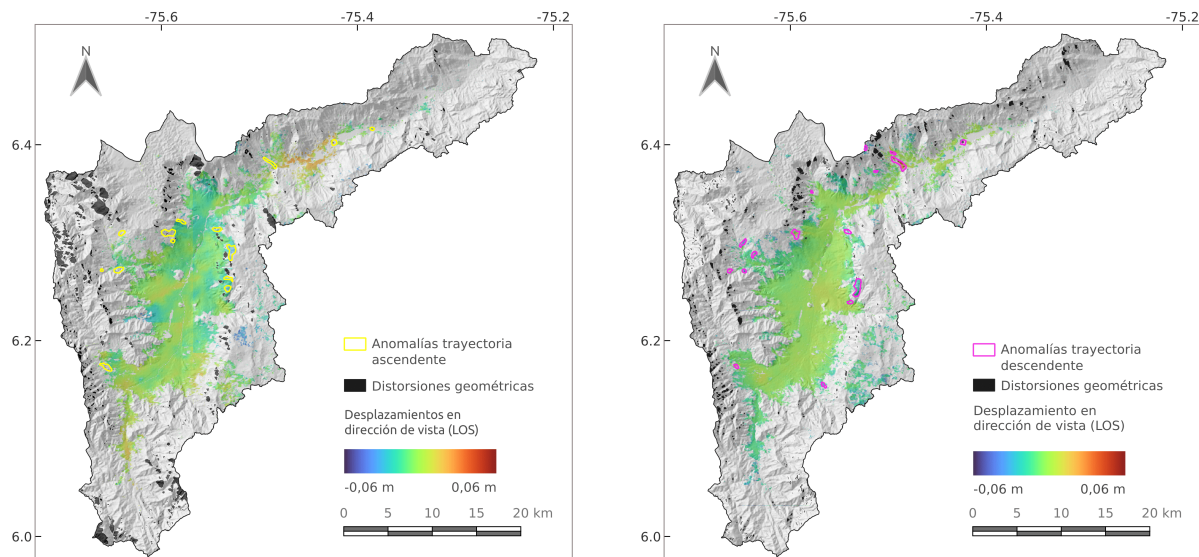


Figura 2.15: Izquierda, anomalías InSAR en el Valle de Aburrá con análisis de imágenes de trayectorias ascendente registradas entre septiembre de 2019 y diciembre de 2021. Derecha, anomalías InSAR en el Valle de Aburrá con análisis de imágenes de trayectorias descendente registradas entre febrero de 2022 y abril de 2024.

Tabla 2.2: Anomalías mapeadas en análisis InSAR y zonas validadas como movimientos en masa o procesos de minería a cielo abierto.

Trayectoria	Número de anomalías mapeadas	Zonas validadas
Ascendente y descendente	8	7
Ascendente	6	1
Descendente	8	5

zonas fueron definidas como anomalías tanto en el análisis de trayectoria ascendente como descendente. Otras 3 anomalías fueron asociadas a procesos de minería a cielo abierto. Las zonas validadas como movimientos en masa potenciales o procesos de minería se presentan en la Figura 2.16. Las otras 9 anomalías no han sido visitadas en campo debido a dificultades de acceso.

Tabla 2.3: Anomalías mapeadas en análisis InSAR y su estado de validación.

Sector de la anomalía	Municipio	Ascendente	Descendente	Validación
Hatillo	Barbosa	x		Sin Validar
Cantera Río	Girardota	x	x	Cantera
El Zarzal	Copacabana		x	MM
Ancón	Copacabana	x	x	MM
La Veta - Zarzal Alto	Copacabana		x	Sin Validar
El Noral SO	Copacabana		x	Sin Validar
Bello Oeste	Bello		x	Cantera
Cantera Bello	Bello	x	x	Cantera
La Madera Bello	Bello	x		Sin Validar
La Madera	Medellín	x	x	MM
Picacho	Medellín	x		Sin Validar
San Cristóbal Norte	Medellín	x		MM
San Cristóbal Norte1	Medellín		x	MM
San Cristóbal Norte2	Medellín		x	MM
La Palma	Medellín	x	x	MM
San Cristóbal Sur	Medellín	x	x	MM
San Antonio De Prado	Medellín	x	x	MM
Las Brujas	Envigado		x	MM
Villatina	Medellín		x	Sin Validar
Medellín Oriental	Medellín	x	x	Sin Validar
Nororiente	Medellín	x		Sin Validar
Llanaditas	Medellín	x		Sin Validar

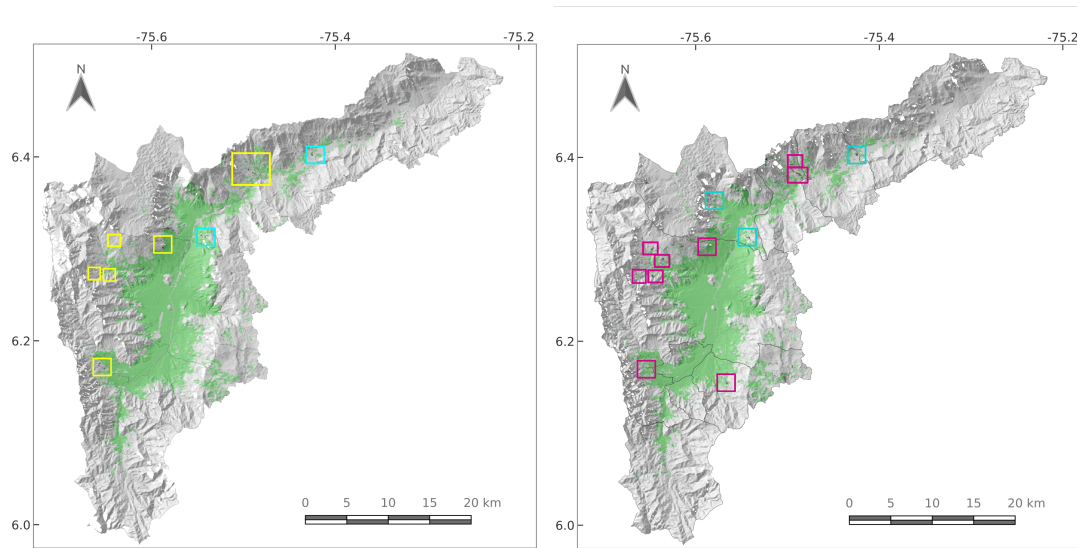


Figura 2.16: Anomalías validadas como zonas con movimientos en masa potenciales (amarillo y púrpura) y minería a cielo abierto (azul) en el Valle de Aburrá. A la izquierda, el análisis con imágenes de trayectoria ascendente entre septiembre de 2019 y diciembre de 2021. A la derecha, el análisis con imágenes de trayectoria descendente entre febrero de 2022 y abril de 2024. Las zonas grises indican menor coherencia espacial y/o temporal, mientras que las zonas verdes representan zonas con desplazamientos en línea de vista (LOS) entre -0.06 m y 0.06 m, inferiores a los desplazamientos de las anomalías.

Análisis a escala local - monitoreo de movimientos en masa potenciales

La Figura 2.17 muestra el análisis espacio temporal a las anomalías en los sectores Ancón Norte (polígono B) y vereda El Zarzal (Polígono A) en el municipio de Copacabana. En el polígono púrpura, ubicado en el barrio Ancón Norte, SIATA ha realizado el monitoreo geotécnico con instrumentación superficial y en profundidad desde mayo de 2019, debido a deformaciones del terreno y afectaciones a edificaciones residenciales, vías vehiculares, líneas acueducto y el poliducto Sebastopol que surte de combustible al Valle de Aburrá desde el año 2018 (ver historia del sitio monitoreado en https://siata.gov.co/geotecnia/HV_Deslizamientos/HV_Ancon_Norte.pdf). Durante este monitoreo geotécnico se han detectado desplazamientos constantes, con periodos de mayor actividad y zonas de deformación en hasta 31 m de profundidad.

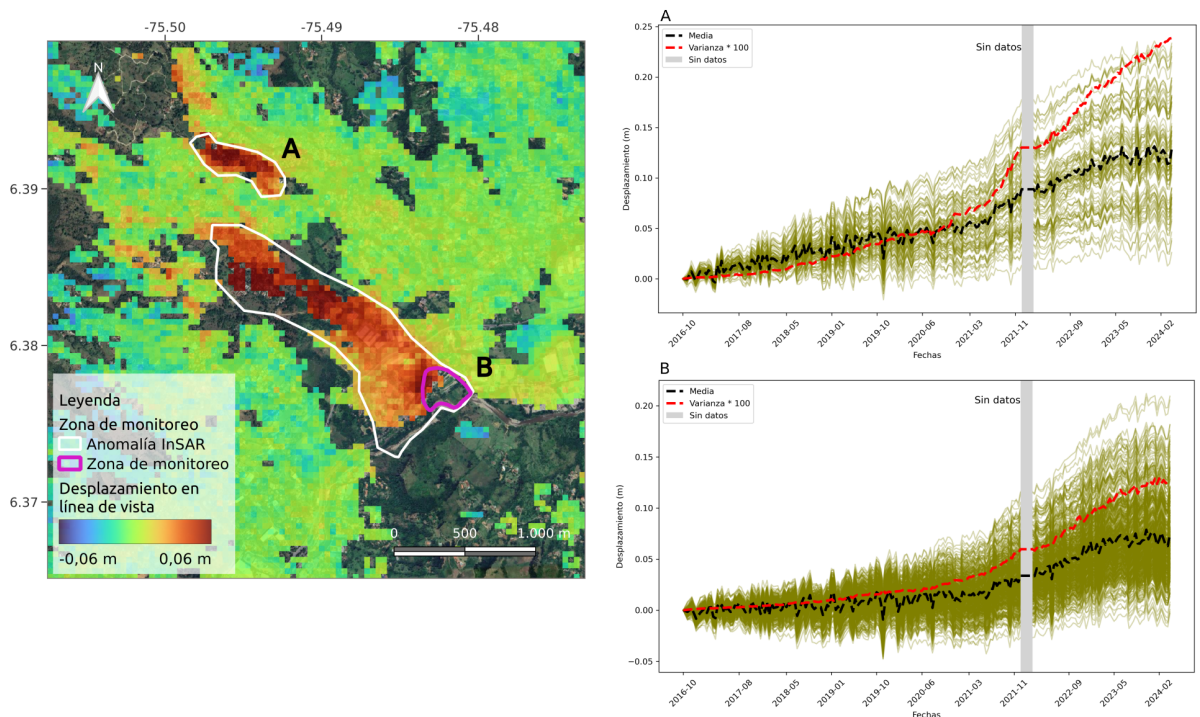


Figura 2.17: Imagen izquierda: Mapa de desplazamientos en línea de vista del sensor en trayectoria descendente del área de estudio. Desplazamientos acumulados entre febrero de 2022 y abril de 2024. El polígono púrpura representa los límites del movimiento en masa del barrio Ancón, definidos inicialmente como zona de monitoreo. Series de tiempo de todos los píxeles al interior de los polígonos A y B.

Las series de tiempo de la Figura 2.17 representan el desplazamiento en línea de vista al sensor de todos los píxeles al interior de los polígonos blancos (A y B). Las series de tiempo incluyen los desplazamientos acumulados en los análisis de los dos sets de datos de trayectoria descendente (ver Tabla 2.1), el primero entre septiembre de 2019 y diciembre de 2021, el segundo entre febrero de 2022 y abril de 2024. Se registraron desplazamientos en dirección de vista de hasta 0.25 m en la zona A y de hasta 0.20 m en la zona B. Adicionalmente, se observan desplazamientos negativos en los límites con zonas de baja coherencia (enmascaradas) menores a los umbrales recomendados por Yunjun et al. (2019).

Los desplazamientos en las zonas A y B tienen un aumento de velocidad desde la segunda mitad del año 2021 hasta diciembre de 2023. No se observa una tendencia de desplazamientos en los primeros meses

de 2024 (ver media, línea negra). Se debe tener en cuenta que en la franja sin datos no se consideraron desplazamientos, a pesar de la tendencia de desplazamientos positivos (ver Figura 2.17).

Discusión

La aplicación de técnicas InSAR permitió la detección, de al menos, 10 zonas de deformación asociadas a movimientos en masa. Estas zonas fueron validadas en recorridos de campo y a partir de la existencia de registros técnicos previos. Además de las zonas validadas como movimientos en masa, se identificaron 3 anomalías de desplazamientos en zonas asociadas a procesos de minería a cielo abierto (cuadros azules en la Figura 2.16); sin embargo, se debe estudiar en mayor detalle el significado de los resultados de estos últimos (Liang et al., 2022).

La validación de todas las zonas de movimientos en masa potenciales incluyeron visitas de campo, donde se evidenciaron deformaciones del terreno como afectaciones a edificaciones antrópicas, grietas y escalonamientos en el suelo (ver Figura 2.18). Durante las visitas de campo no se descartó ninguna anomalía, por lo que es posible que otras anomalías sean movimientos en masa potenciales, 6 de las cuales, tienen registros de movimientos en masa o afectaciones a edificaciones antrópicas. Por esta razón, se recomienda que todas las anomalías sean validadas con recorridos de campo.



Figura 2.18: Fotografías tomadas con drones durante visitas de campo a zonas con anomalías de desplazamientos InSAR, posteriormente definidas como movimientos en masa potenciales. Las líneas rojas indican agrietamientos del terreno. Fuente de las fotografías: SIATA.

En este análisis, la máxima tasa de desplazamiento en una zona de anomalía fue de 0.034 m/año. Sin embargo, estos movimientos grandes y lentos podrían generar grandes pérdidas a lo largo del tiempo en áreas urbanas y suburbanas (Wasowski & Pisano, 2020). Adicionalmente, es posible que estas deformaciones lentas detectadas evolucionen a movimientos en masa rápidos (Urgilez Vinuesa et al., 2022; Leroueil, 2001), por lo que es necesario continuar el monitoreo de estas zonas, integrando también esquemas de monitoreo geotécnico para aproximar el desplazamiento real de estas deformaciones.

Las zonas de deformación identificadas en el Valle de Aburrá se encuentran en zonas suburbanas, donde edificaciones antrópicas se encuentran mezcladas con parcelas con cobertura vegetal. Es posible que la metodología seguida en este estudio y aplicada por Yi et al. (2023) favorezca la detección de estos procesos, debido a la aplicación de técnicas de dispersores distribuidos (SBAS), y el suavizado de interferogramas con múltiples miradas (Ferretti et al., 2007), que incluye el procesamiento en HyP3. Sin embargo, este

suavizado imita el tamaño de movimientos en masa detectables a grandes procesos de deformación (Wasowski & Bovenga, 2014). Esto fue evidente al detectar que la anomalía más pequeña tienen un área de 66000 m². Es posible que aplicando otras técnicas que requieran mayores niveles de coherencia, como dispersores permanentes (PSI) y utilizando interferogramas brutos, se detecten otras deformaciones del terreno de menor escala, en especial en zonas con alta coherencia como la zona urbana del Valle (Chen et al., 2021; Crosetto et al., 2016).

En análisis de sensibilidad, se encontró que los análisis de trayectoria descendente tienen una ligera ventaja sobre los análisis de trayectoria ascendente; sin embargo, no son un factor determinante a la hora de realizar análisis a escala regional como este. La Figura 2.19 muestra el histograma de todos los píxeles de los mapas de sensibilidad. Adicionalmente, se encontró que algunas anomalías tienen bajos porcentajes de mensurabilidad y posiblemente los desplazamientos sean producto de los bajos niveles de coherencia.

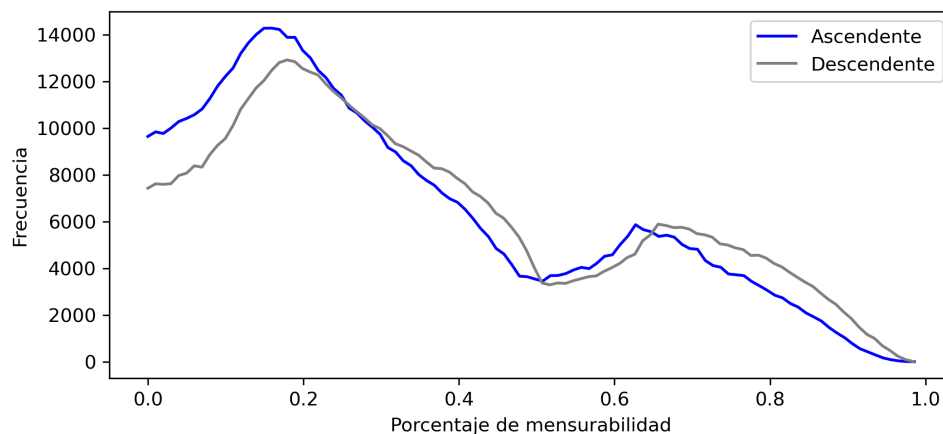


Figura 2.19: Histograma de frecuencias de porcentajes de mensurabilidad para análisis de trayectoria ascendente y descendentes en el Valle de Aburrá.

Las coberturas vegetales arbustiva y arbórea presentan bajos niveles de coherencia, con los cuales InSAR no puede ser aplicado en zonas donde dominen estas coberturas. Sin embargo, el uso de técnicas de dispersores distribuidos, permitió realizar análisis en gran parte del área de estudio, aun con la presencia menor de coberturas con baja coherencia. Se identificó una tendencia a registrar desplazamientos negativos en zonas de baja coherencia (ver Figura 2.14), los cuales agregaron ruido al análisis.

Adicionalmente, muchas de las anomalías se encuentran en límites con zonas de baja coherencia (enmascaradas). Es posible que los desplazamientos en línea de vista de estas zonas no correspondan a desplazamientos reales del terreno. Además, algunas de estas anomalías se encuentran aisladas de zonas de alta coherencia, por lo que se encuentran separadas por una zona de baja coherencia del punto de referencia requerido para realizar la inversión de la serie de tiempo. Este efecto de isla es definido por Yu et al. (2019), y es posible que no haya sido corregido correctamente durante el procesamiento InSAR.

Estas zonas de baja coherencia comúnmente tienen altas pendientes (ver mapa de pendientes en la Figura 1.1), por esta razón, la mayor cantidad de áreas con distorsiones geométricas se encuentra en estas zonas. Es posible que el tipo de cobertura del suelo esté relacionada con la pendiente, donde las zonas de menor pendiente sean ocupadas con cobertura antrópica y/o pastizales aptos para ganadería.

Respecto al monitoreo a escala local, en la ladera noroccidental del municipio de Copacabana, se identificaron dos zonas de movimientos en masa potencial (ver Figura 2.17). La zona B, incluye la el polígono de monitoreo geotécnico establecido previamente a partir de agrietamientos en el suelo y afectaciones en

el barrio Ancón. La zona de deformación InSAR de la Zona B supera enormemente el área de la zona de monitoreo geotécnico establecido como el perímetro inicial del movimiento en masa. Como se observa en la Figura 2.17, la zona B supera el área de monitoreo geotécnico establecido previamente en un 1400 %.

El límite oriental de la zona de monitoreo del movimiento en masa del barrio Ancón coincide con los patrones de deformación del análisis InSAR. Adicionalmente, gran parte de la zona de monitoreo geotécnico no tiene dispersores coherentes, y, por lo tanto, tampoco medidas de desplazamiento (polígono púrpura en la Figura 2.17). Esta zona es en la que se manifiestan mayores deformaciones del terreno, los cuales derivaron en las afectaciones a la infraestructura presente. Posiblemente, la baja coherencia sea producto de una velocidad de desplazamientos superiores a la capacidad de la técnica de detectar estos cambios (mayores a 2.75 cm entre cada registro SAR), aunque no se descarta que esta sea producto de la presencia de coberturas vegetales densas.

El registro del cable TDR instalado por SIATA en la zona de monitoreo del barrio Ancón indica un aumento en la velocidad de desplazamiento desde diciembre de 2021 hasta su fallamiento en junio de 2022 (ver Figura 2.20). En este mismo periodo en el cual se observa aumento de velocidad de desplazamientos en línea de vista del análisis de trayectoria descendente presentados en la Figura 2.17.

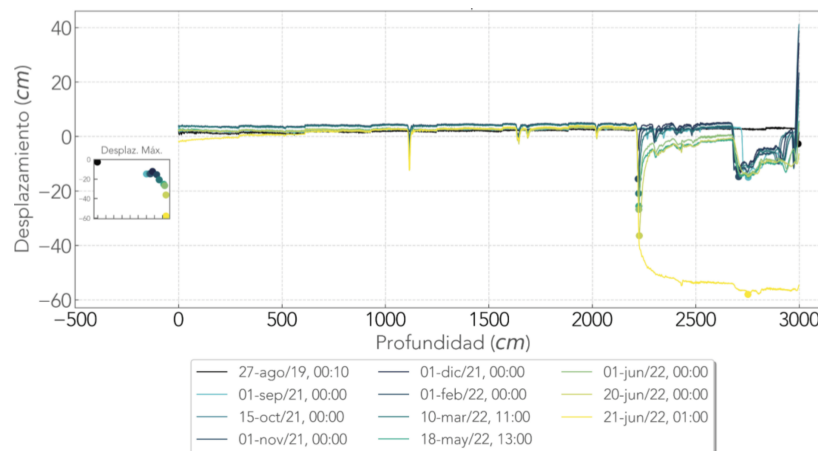


Figura 2.20: Registro de TDR ubicado en el barrio Ancón (polígono púrpura de la Figura ??). Los picos muestran la profundidad de las zonas de deformación ubicadas a 11 m, 16 m, 23 m y 27 m. El cable TDR falló a 27 m de profundidad el 20 de junio de 2022.

En el caso de la Zona A (vereda El Zarzal), se identificaron afectaciones en al menos 4 edificaciones residenciales y agrietamientos en un tramo de 150 m de vía vehicular al interior del polígono definido con los resultados InSAR (ver Figura 2.21).

Investigaciones futuras

Las técnicas InSAR son herramientas capaces de detectar desplazamiento del terreno asociado a procesos de movimientos en masa, incluso en ambientes tropicales de montaña. Los principales limitantes de la técnica son los bajos valores de coherencia asociados al tipo de cobertura vegetal y a altas pendientes donde se presentan distorsiones geométricas.

Todas las anomalías identificadas deben ser validadas mínimamente con recorridos de campo para ser



Figura 2.21: Evidencias de inestabilidad del terreno en la zona A. Fotografía 1, agrietamientos en edificación residencial. Fotografía 2, agrietamientos en vía vehicular.

consideradas como zonas de movimiento en masa potencial. Además, se debe tener en cuenta el tipo de movimientos en masa detectables, correspondiente a movimientos en masa grandes y lentos. Estas características fueron validadas en campo, donde las zonas de deformación exponen múltiples agrietamientos y afectaciones a edificaciones antrópicas, vías vehiculares y líneas de servicios. Estas afectaciones podrían generar grandes pérdidas en zonas urbanas o suburbanas.

Se deben evaluar herramientas de clasificación espacio-temporales automáticas, buscando reducir el sesgo provocado por los umbrales de decisión. Adicionalmente, estas técnicas podrían reducir el tiempo en la interpretación de los resultados (Tomás et al., 2019; Mirmazloumi et al., 2022). Finalmente, se considera necesario continuar la evaluación de los efectos de descorrelación para diferentes técnicas InSAR.

Es importante la mejora continua de la metodología, ya que actualmente existen, además de Hyp3, otras plataformas de procesamiento de información SAR en línea como LICSAR (Zhang et al., 2023). Esto debido al desarrollo de nuevas técnicas, imágenes SAR y software. También se deben explorar otras técnicas InSAR, en especial, las técnicas de dispersores permanentes (PS), que por su metodología, podrían tener mejores resultados en zonas con cobertura antrópica y obtener una resolución espacial más fina.

En los recorridos de campo a las zonas de deformación A y B no se encontraron evidencias de deformación del terreno o afectaciones a edificaciones antrópicas, en grandes áreas. Por esta razón, se considera pertinente iniciar el monitoreo con instrumentación geotécnica, e inventariar las afectaciones a edificaciones antrópicas en estas zonas. Para evaluar los desplazamientos InSAR y la evolución del proceso morfodinámico, se debe darle continuidad al monitoreo geotécnico en el sector Ancón.

Numerosas aplicaciones InSAR reportadas en la literatura han encontrado correlaciones entre los desplazamientos del terreno con condiciones hidrometeorológicas (Cao & Wang, 2022; Urgilez Vinueza et al., 2022). Actualmente, se evalúa la relación entre condiciones de precipitación antecedente y los desplazamientos en las zonas de anomalía InSAR. La Figura 2.22 muestra el desplazamiento medio en la anomalía del sector Ancón Norte y la lluvia antecedente de corto y largo plazo. Se observan altos acumulados de lluvia antecedente a largo plazo entre finales del año 2021 e inicios del 2023, periodo en el cual se presentaron los mayores desplazamientos.

La Figura 2.23 muestra la correlación rezagada de Pearson entre los desplazamientos medios en línea de vista de la zona B (Ancón) y la lluvia acumulada con rezagos de hasta 12 meses. El rezago negativo

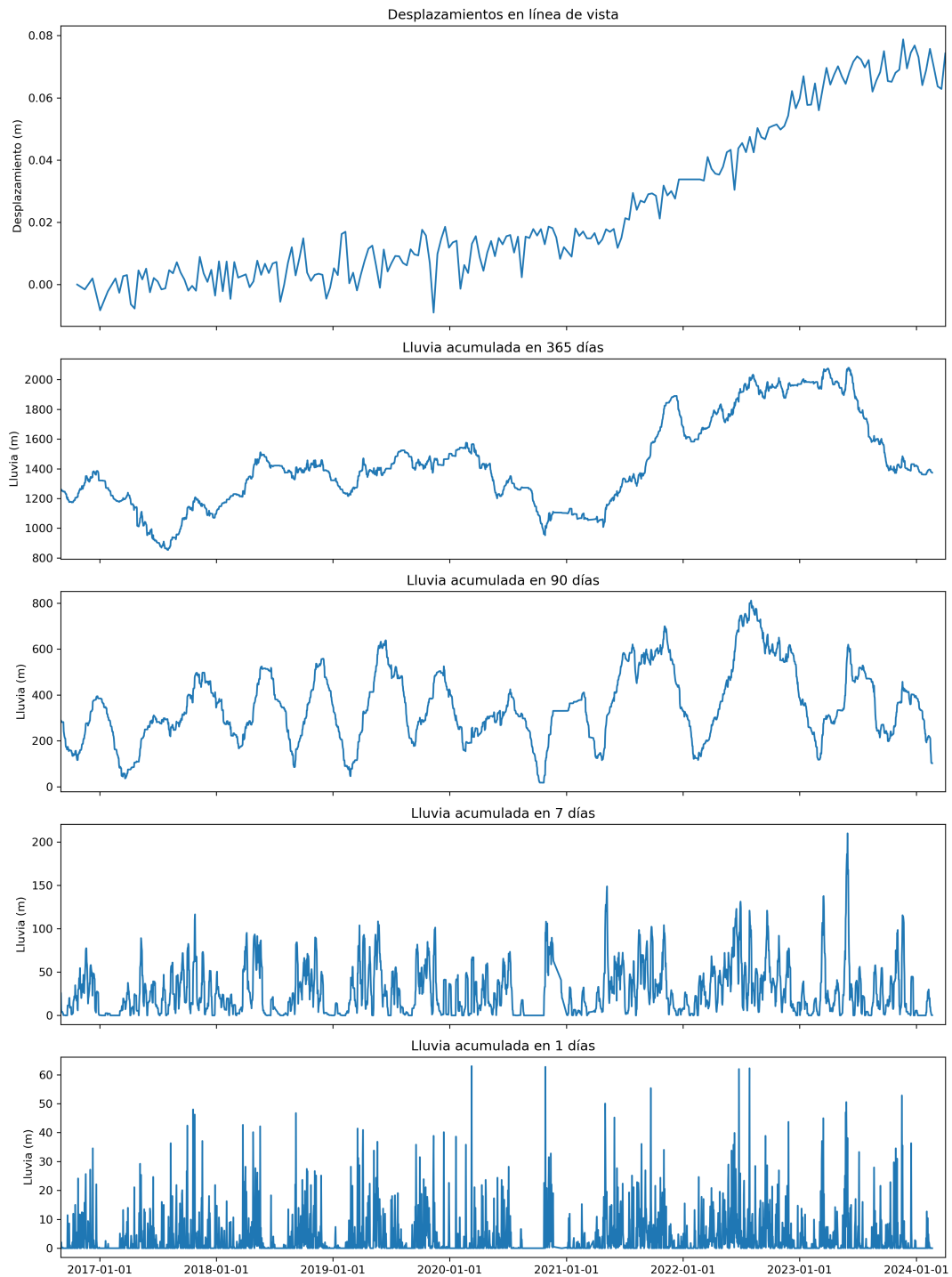


Figura 2.22: Cuadro superior presenta los desplazamientos medios en línea de vista de la zona B. Los cuadros inferiores presentan ventanas móviles de precipitación acumulada antecedente y diaria (1 día).

indica que la lluvia acumulada antecede a los desplazamientos. En todos los meses hay una alta correlación (por encima de 0.9), sin embargo, los valores de correlación más altos se presentan alrededor de 4 a 6 meses antecedentes, lo que sugiere que la lluvia acumulada antecedente en este periodo está fuertemente correlacionada con los desplazamientos. A pesar de los hallazgos encontrados en el sector Ancón, se debe continuar el estudio de la relación entre la lluvia y los desplazamientos en las zonas de anomalía.

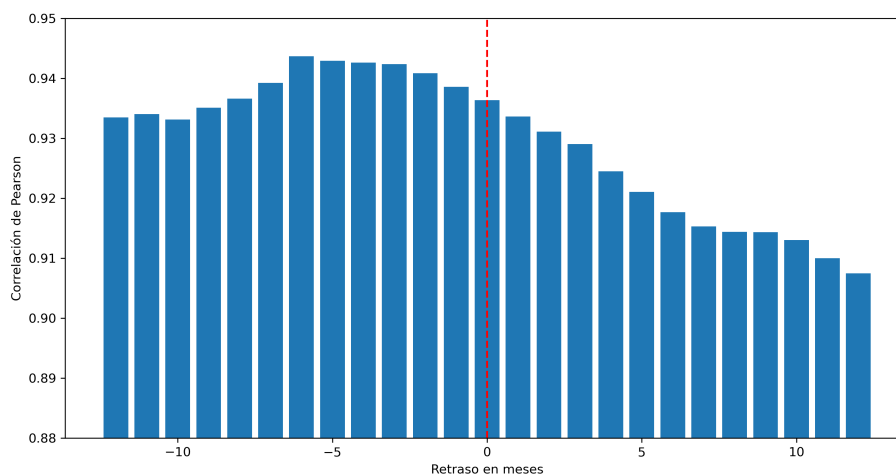


Figura 2.23: Correlación rezagada de Pearson entre desplazamientos medios en línea de vista de la zona B (Ancón) y lluvia acumulada.

3 Estructura computacional - InSAR

Solicitud de información en HyP3

Para solicitar el procesamiento en línea en la plataforma ASF-HyP3 se debe ingresar al geoportal Vertex de ASF (<https://search.asf.alaska.edu>). Se debe crear un usuario. Para seleccionar los pares interferométricos se recomienda seguir el tutorial en la siguiente presentación (<https://storymaps.arcgis.com/>). Se destaca que los parámetros mínimos en la selección de pares interferométricos sean:

- Imágenes de la misma escena: misma trayectoria, misma escena, mismo modo de adquisición (*Interferometric Wide swath*).
- Línea base espacial menor a 150 m con el fin de reducir las distorsiones en el procesamiento.
- Línea base temporal de 12, 24, 36, 48 y 60 días con el fin de robustecer la redundancia de la serie de tiempo interferométrica (Figura 3.1).
- Seleccionar opción para descargar solo información necesaria de Minpty. Aplicar máscara de agua (Figura 3.2).

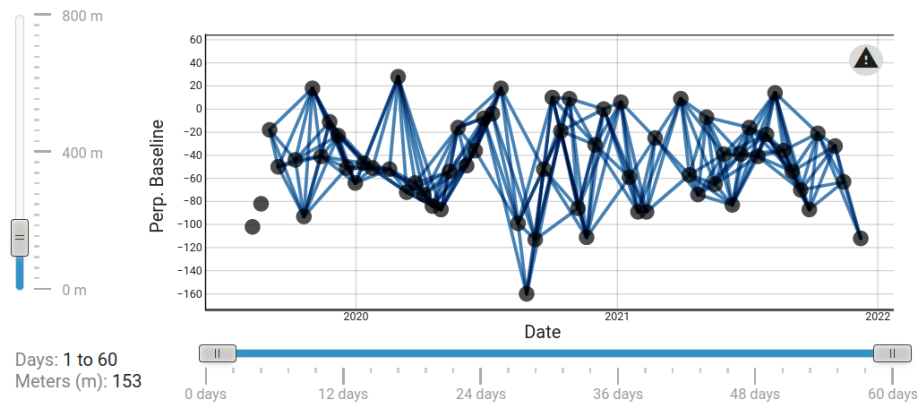


Figura 3.1: Red redundante de pares interferométricos con los parámetros sugeridos.

La información resultante se deberá descargar, para esto se hace uso de la API de ASF-HyP3. En el repositorio de la actividad se encuentra un *Jupyter Notebook* llamado (InSAR_SIATA/src/Descarga_Hyp3.ipynb) modificado a partir del Notebook de OpenSARLab https://github.com/ASFOpenSARlab/opensarlab-notebooks/blob/master/SAR_Training/English/Master/Prepare_HyP3_InSAR_Stack_for_MintPy.ipynb. Para usar este notebook se debe ingresar usuario y contraseña de HyP3. Este notebook incluye la selección de los proyectos solicitados vigentes para ser descargados, el periodo de imágenes del cual se quiere descargar, la trayectoria de las imágenes, la ruta, entre otras opciones.

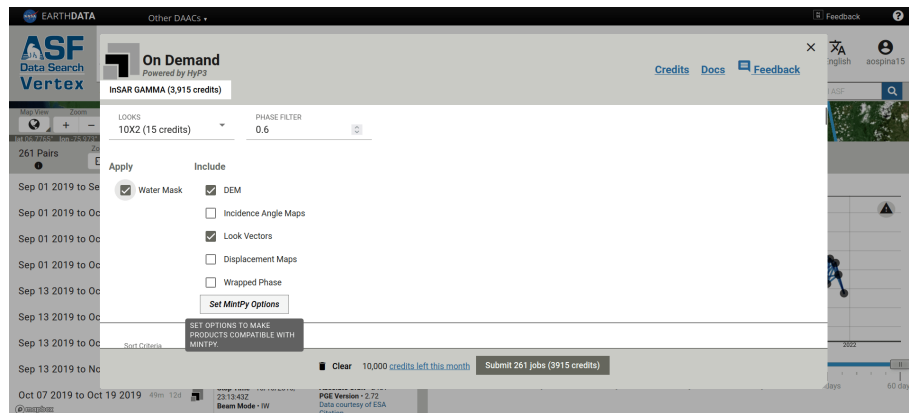


Figura 3.2: Información solicitada a descargar

```
$DATA_DIR/CarpetaDescarga
├─ hyp3
│   └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_corr.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_dem.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_lv_theta.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_lv_phi.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_unw_phase.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_water_mask.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE.txt
│       └─ ...
│   └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1
│       └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1_corr.tif
│       └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1_unw_phase.tif
│       └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1.txt
│       └─ ...
└─ ...
```

Figura 3.3: Estructura de datos descargados de HyP3.

Procesamiento Mintpy

La inversión de la serie de tiempo en el software Mintpy requiere tener un punto altamente coherente cerca. Por esta razón, y para disminuir el costo computacional, se deben cortar los archivos a un área de interés. Los archivos resultantes serán los archivos con los que se realizará la serie de tiempo (ver Figura 3.4).

Mintpy requiere como argumento de entrada un archivo de configuraciones en formato .txt. Para realizar el procesamiento con parámetros por defecto, este archivo requiere incluir la ruta de los datos descargados y preprocesados de HyP3 (Figura 3.4). Si se requieren modificar los parámetros se deben incluir los demás parámetros (ver Figura 3.5), los cuales se modificaran al archivo de configuraciones de Mintpy (para ver todos los parámetros visitar <https://github.com/insarlab/MintPy/blob/main/src/mintpy/defaults/smallbaselineApp.cfg>)

Para ejecutar Mintpy con sus parámetros por defectos se debe realizar los siguientes pasos:

```
$DATA_DIR/CarpetaDatosPreparadosMintpy
├─ hyp3
│   └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_corr_clip.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_dem_clip.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_lv_theta_clip.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_lv_phi_clip.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_unw_phase_clip.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE_water_mask_clip.tif
│       └─ S1AA_20190610T015047_20190622T015048_VVP012_INT80_G_ueF_48FE.txt
│       └─ ...
│   └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1
│       └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1_corr_clip.tif
│       └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1_unw_phase_clip.tif
│       └─ S1AA_20190622T015048_20190704T015049_VVP012_INT80_G_ueF_44D1.txt
│       └─ ...
└─ ...
└─ mintpy
    └─ PlantillaMintpy.txt
```

Figura 3.4: Estructura de datos preparados para el procesamiento en Mintpy.

```
1
2 # vim: set filetype=cfg:
3 mintpy.load.processor = hyp3
4 ##-----interferogram datasets:
5 mintpy.load.unwFile = /home/aospinau/Documents/InSAR/analisis/Prueba/norte/hyp3/*/*unw_phase_clip.tif
6 mintpy.load.corFile = /home/aospinau/Documents/InSAR/analisis/Prueba/norte/hyp3/*/*corr_clip.tif
7 ##-----geometry datasets:
8 mintpy.load.demFile = /home/aospinau/Documents/InSAR/analisis/Prueba/norte/hyp3/*/*dem_clip.tif
9 mintpy.load.incAngleFile = /home/aospinau/Documents/InSAR/analisis/Prueba/norte/hyp3/*/*lv_theta_clip.tif
10 mintpy.load.waterMaskFile = /home/aospinau/Documents/InSAR/analisis/Prueba/norte/hyp3/*/*water_mask_clip.tif
11
12 mintpy.reference.date = auto
13 mintpy.compute.cluster = local
14 mintpy.compute.numWorker = 20
15
16 mintpy.unwrapError.method = bridging
17 mintpy.deramp = linear
18
```

Figura 3.5: Ejemplo de archivo de configuraciones.txt. Las primeras 10 filas indican la ruta de los datos descargados y preprocesados de HyP3. Las siguientes líneas corresponden a parámetros modificados. La librería Mintpy modificará las configuraciones de cada análisis según el archivo de configuraciones en formato .txt

- I. Crear un ambiente virtual, para esto se debe descargar el archivo requirements.txt del repositorio de la investigación. En una terminal se ejecuta la línea:

```
pip install -r requirements.txt
```

- II. Para realizar la corrección troposférica, Mintpy utiliza el modelo de presión atmosférica de ERA5. Esta información es descargada desde la plataforma Copernicus Climate Data Store <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/search?type=dataset> Para acceder a esta información se debe crear un usuario. Al crear un usuario, se ingresa al perfil, al final de la página se encuentra las llaves de la API, dónde se encuentra el UID (*User ID*) y API key (llave). Con estas llaves se genera un archivo común de texto y se guarda con formato .cdsapirc en la carpeta 'home' del servidor (de modo que la ruta de este archivo sea /.cdsapirc). El archivo debe tener la siguiente estructura:

```
url: https://cds.climate.copernicus.eu/api/v2
key: <UID><API key>
```

III. Se genera el archivo de configuraciones.txt (ver Figura 3.5). Se guarda este archivo, por ejemplo, en la carpeta mintpy de la Figura 3.4

IV. En una terminal se ingresa a la carpeta mintpy y se corre la siguiente línea:

```
smallbaselineApp.py configuraciones.txt
```

v. Todos los productos se almacenarán en la carpeta Mintpy.

Se elaboraron dos funciones en Python para realizar los análisis. La primera (Mintpy_Default) incluye todo el proceso para correr Mintpy con sus parámetros por defecto. La segunda (insar_parallel), permite modificar los parámetros y los pasos de procesamiento que se desean realizar; además, estandariza los resultados del análisis en formatos más amigables como lo es GeoTIFF. Para esto se deben descargar el archivo InSAR_SIATA.py. A continuación, se muestra la entrada en ambas funciones.

```
#importar funciones
from InSAR_SIATA import *

#ARGUMENTOS DE ENTRADA
#Poligono de interés en formato geojson
input_geojson = '/home/aospinau/Documents/InSAR/poligonos/Poligonos_VA/va_norte_2.geojson'

#Carpeta donde se encuentran los productos descargados de HyP3
input_dir_path = '/media/aospinau/ao_siata/InSAR/VA_desc_2016_2023_10x2/AA_2022_2024/'

#Nombre del proyecto
proj_name = 'InSAR_Abril_desc_22_24'

# Linea para correr Minpty en su forma default
Mintpy_Default(input_geojson, input_dir_path, proj_name)

args_list = [(input_geojson, input_dir_path, proj_name),]

# Función para correr la línea completa de Minpty.
with concurrent.futures.ThreadPoolExecutor() as executor:
    results = executor.map(lambda args: insar_parallel(*args), args_list)
```

Postprocesamiento

Los resultados deben ser validados; para esto se deben visualizar en un SIG los desplazamientos .tif generados en la carpeta MintPy/GeoTiffs/displacement_maps. Luego de identificar anomalías se genera un polígono de interés detallado (e.g. un movimiento en masa) en formato .geojson (archivo se dibuja en un SIG o usando la aplicación web <https://geojson.io/>).

Para analizar los patrones de desplazamientos en estas áreas con anomalías se realizan las series de tiempo de todos los píxeles al interior del área de interés detallada. Esto se realiza con la función SeriesTiempo

del archivo InSAR_SIATA. Esta función tiene como resultado mapas de desplazamiento, series de tiempo y gráficas de coherencia para validar la calidad del análisis (Figura 3.6). Para aplicar esta función se ejecutan las siguientes líneas:

```
from InSAR_SIATA import *

# Ingresar carpeta de analisis donde se encuentra la carpeta Mintpy
Ruta_datos='/media/aospinau/ao_siata/InSAR/VA_desc_2016_2023_10x2/InSAR_Abril_desc/va_norte_1'

# Polígono area de detalle
AOI = '/home/aospinau/Documents/InSAR/poligonos/Poligonos analisis/poligonosInsar.geojson'

poligono = gpd.read_file(AOI)
gdf_poligono = poligono.iloc[[1]]

#Umbral de coherencia espacial para el análisis (se recomienda valores meayores a 0.4)
coherencia = 0.4

SeriesTiempo(Ruta_datos, gdf_poligono, coherencia)

#Los archivos se guardan en MintPy/Post_procesamiento/
```

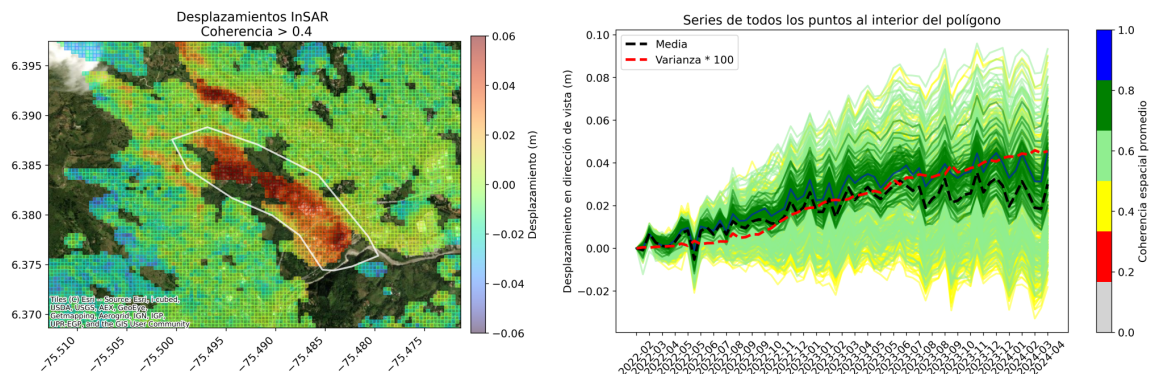


Figura 3.6: Figuras de análisis de desplazamientos InSAR.

4 Índices espectrales

Antecedentes

Otro grupo de estrategias de detección y monitoreo de movimientos en masa utilizan imágenes multiespectrales, o también llamadas, imágenes ópticas, pues entre su espectro electromagnético de operación se encuentra el intervalo del espectro visible para la visión humana. Por esta razón, las imágenes multi-espectrales pueden componer una visión en “color real” de la superficie terrestre (Casagli et al., 2023). Sin embargo, estas imágenes tienen fuertes limitaciones para la detección de cambios en la superficie terrestre, pues son afectadas por las condiciones atmosféricas como lo son la nubosidad y la contaminación. También pueden afectar las imágenes las condiciones de luz en las cuales fueron adquiridas, dependientes de la posición del sol o la sombras de nubes (Khorram et al., 2012).

Un sensor multiespectral pasivo registra la energía solar reflejada por la superficie terrestre en diferentes bandas asociadas a intervalos del espectro electromagnético (Scaioni et al., 2014). Las características de cada material o elemento en la superficie terrestre reflejan diferentes niveles de energía electromagnética en cada banda (ver Figura 4.1), lo que permite diferenciar elementos o características imperceptibles en el espectro visible o el rango de visión humana (Montero et al., 2023).

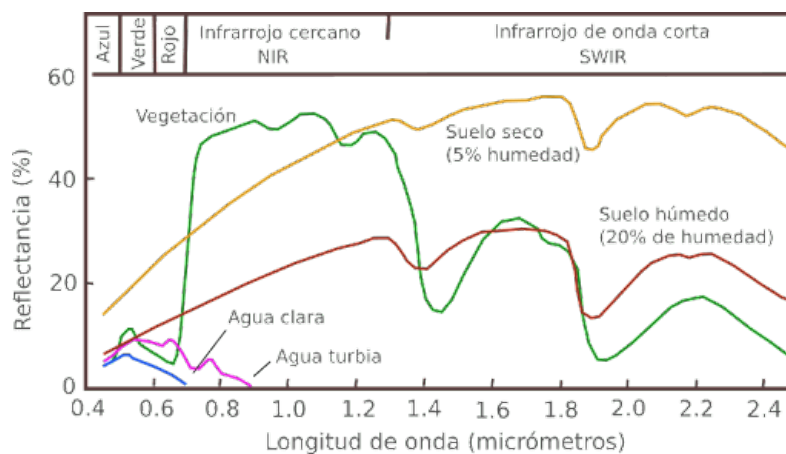


Figura 4.1: Firmas espectrales de diferentes elementos de la superficie terrestre.

Existen técnicas basadas en operaciones matemáticas entre estas bandas que resultan en índices espectrales, los cuales han probado ser de gran utilidad para identificar características y cambios en el suelo y la vegetación, razón por lo cual, estas imágenes son de gran utilidad para estudios ambientales y agrológicos (Montero et al., 2023; Sonali et al., 2021).

A partir de la identificación de cambios en la cobertura del terreno mediante estos índices, es posible identificar cambios en la vegetación asociados a movimientos en masa. Esto debido a la pérdida de cobertura vegetal, la deposición de material movilizado y la degradación del suelo (Scaioni et al., 2014). Teniendo en cuenta esta capacidad, SIATA ha planteado la necesidad de desarrollar estrategias de monitoreo con análisis temporales, en donde se identificó el momento en el que se presentaron cambios de coberturas asociadas a la ocurrencia de movimientos en masa; análisis espaciales, en donde se identificaron en dónde ocurrieron movimientos en masa. Adicionalmente, se plantearon estrategias de análisis espacio-temporal

con el fin de realizar análisis integrales de un área de interés.

Los análisis se realizan con imágenes de uso libre de la misión Sentinel 2 con resolución espacial de 10 m. Los análisis se realizaron en la plataforma de uso libre Google Earth Engine, la cual permite realizar análisis en la nube con gran cantidad de información de imágenes satelitales de manera rápida y sin requerir una capacidad computacional elevada. Esta plataforma también almacena las colecciones de imágenes satelitales de la misión Sentinel 2, razón por la cual, no se requiere almacenar estas imágenes en un servidor local. En la Figura 4.2 se muestra la estructura de la línea de trabajo con índices espectrales.

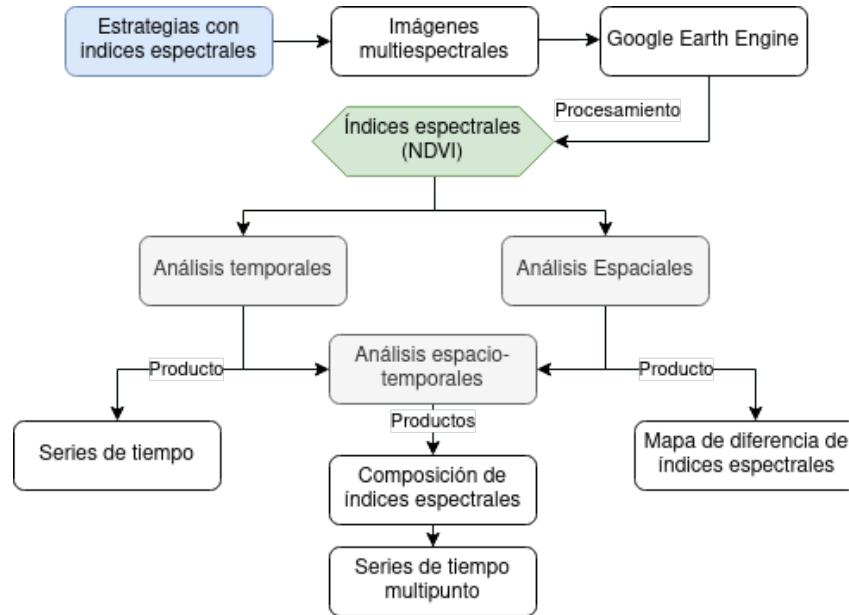


Figura 4.2: Estructura de las estrategias de detección y monitoreo de movimientos en masa con índices espectrales.

Se probaron diversos índices multispectrales referenciados por Montero et al. (2023) como el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), Índice de Vegetación de Diferencia de Clorofila (NDCI), Índice de Estrés de Humedad (SSI), entre otros; sin embargo, se realizaron los desarrollos y aplicaciones con el índice NDVI. Este índice destacó mejor los cambios de pérdida de vegetación por movimientos en masa que otros índices evaluados. El NDVI se calcula con la diferencia normalizada entre la banda Infrarrojo cercano (NIR) y la banda rojo de la siguiente manera:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (4.1)$$

Donde:

NIR representa la reflectancia en la región del infrarrojo cercano, Red representa la reflectancia en la región del rojo.

A continuación, se presentan las estrategias con índices espectrales desarrollados en SIATA presentados en la Figura 4.2.

Análisis temporal

El análisis temporal consiste en generar una serie de tiempo del índice NDVI en un punto. El objetivo de este análisis es identificar la temporalidad de cambios de cobertura asociados a movimientos en masa.

Análisis espacial

El análisis espacial consiste en calcular el cambio de índice NDVI entre dos imágenes satelitales. Esta estrategia permite detectar cambios de coberturas, permitiendo identificar movimientos en masa.

Análisis espacio-temporales

Las estrategias de análisis de SIATA consistían en la combinación de análisis temporales y espaciales. Con el primero se identificaba la temporalidad de cambios significativos, mientras que con la segunda, se les asignaba una especialización para su mapeo. El Análisis de composición de índices espectrales, desarrollado POR siata, consiste en la generación de una composición de RGB o falso color, a partir de mapas de NDVI construido con imágenes de tres fechas: anterior al movimiento en masa, posterior al movimiento en masa, y una tercera al plazo que se desea evaluar la evolución del movimiento en masa. El resultado son mapas donde cada color indica la estabilidad, pérdida o recuperación de cobertura vegetal en el área de interés.

Adicionalmente, SIATA desarrolló la estrategia de series de tiempo multipunto. Esta consiste en la generación de series de tiempo de NDVI para una red de puntos en un área de interés. La distancia entre cada punto es establecida por el usuario según el área de interés. A pesar de los resultados útiles para zonas de interés pequeñas (menores a 50 Ha), la estrategia no es eficiente en grandes zonas.

Detección automática de cambios de cobertura

Clasificación periódica o vigilancia de cambios de coberturas

Debido a la escala regional del proyecto SIATA, se planteó la necesidad de automatizar la detección de movimientos en masa en el Valle de Aburrá, a diferentes escalas de análisis, para esto se desarrollan dos estrategias. La primera consiste en la identificación y clasificación periódica de cambios de cobertura a escala de municipio. Con esta estrategia se busca reportar periódicamente los cambios en la cobertura asociados a diferentes procesos; movimientos en masa, agricultura, deforestación, construcción, incendios de cobertura vegetal y erosión de orillas. Sin embargo, esta estrategia está planteada para la detección automática de cambios por movimientos en masa.

El proceso inicia con la definición de un área de interés. Se buscan a través de la API de Google Earth Engine las últimas imágenes del área de interés. La nubosidad es el principal limitante del uso de estas técnicas en el Valle de Aburrá, por esta razón, se desarrolló un algoritmo para calcular el porcentaje de nubosidad en el área de interés para las imágenes disponibles. Se descartan las imágenes que tengan una porción de nubes mayor a un umbral que establece el usuario. Se recomienda usar umbrales menores a 40 %. Adicionalmente, se utilizan imágenes de la misma escena, esto para reducir falsos positivos asociados a cambios en las sombras de los elementos, ya que el Valle de Aburrá se encuentra compuesto por cuatro escenas diferentes de la misión Sentinel 2, como se muestra en la Figura 4.3.

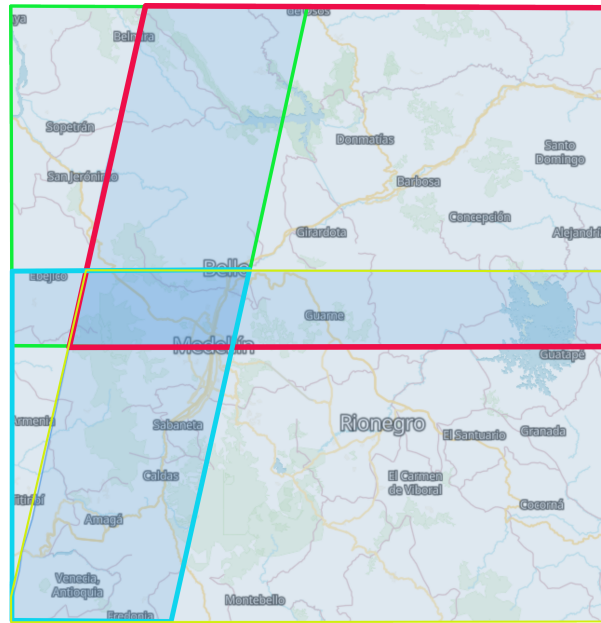


Figura 4.3: Escenas de la misión Sentinel 2 que componen el Valle de Aburrá. En algunas zonas del Valle se presentan solapamientos.

Se selecciona la última y la penúltima imagen que cumplan con el umbral máximo de nubosidad permitido y tengan la misma escena. Se calcula el NDVI de cada imagen y se calcula la diferencia de NDVI entre las dos imágenes (misma metodología del Análisis espacial planteado en la vigencia anterior). Adicionalmente, se aplican máscaras de nubes a partir de la banda SLC (*Scene Classification Map*) de Sentinel 2, máscaras de coberturas, en este caso el algoritmo desarrollado utiliza el modelo *WorldCover* de Zanaga et al. (2022), enmascarando la clase de cobertura urbana. Esto con el objetivo de descartar cambios en zonas de cobertura antrópicas que generalmente están asociadas a las dinámicas urbanas. Adicionalmente, se aplica una máscara de pendiente a partir del modelo de elevación digital *NASA SRTM 30 m*, en la cual se ocultan las zonas de pendientes menores a 10° , en las cuales se espera que no se presenten movimientos en masa. Este umbral puede ser modificado por el usuario.

Para el desarrollo de este modelo de clasificación se utilizó como área de estudio la ladera occidental de La Estrella y Caldas. Se utilizaron imágenes del 20 de abril y del 1 de junio de 2024. Se detectan todos los cambios de NDVI mayores a un umbral definido por el usuario (ver Figura 4.4). Se propone como umbral 0.2, el cual ha mostrado buen desempeño en la detección de movimientos en masa. Se utilizó el modelo de clasificación supervisada *Random Forest* del paquete de *sklearn* en lenguaje Python. Es un algoritmo de aprendizaje supervisado utilizado para clasificación y regresión que construye múltiples árboles de decisión mediante muestreo con reemplazo y selección aleatoria de características. Cada árbol vota y la mayoría de votos determina la predicción final.

Inicialmente, se clasificaron las zonas con pérdida de cobertura asociadas a nubes remanentes que no fueron enmascaradas. Posteriormente, se poligonizaron las zonas con cambios de NDVI mayores al umbral (265 polígonos) y se inició la clasificación de la muestra de entrenamiento, la cual incluyó la clasificación manual de 70 polígonos con cambios de coberturas entre las dos imágenes. Las clases fueron agricultura (30 polígonos), deforestación (13), construcción (9), erosión o aumento de sedimentos en el río (7), Movimientos en masa (6) nubes remanentes (5), sombras (4). Sin embargo, el *accuracy* fue muy bajo para ser acogido (0.41). Por esta razón, se balancearon las muestras de entrenamiento con el método

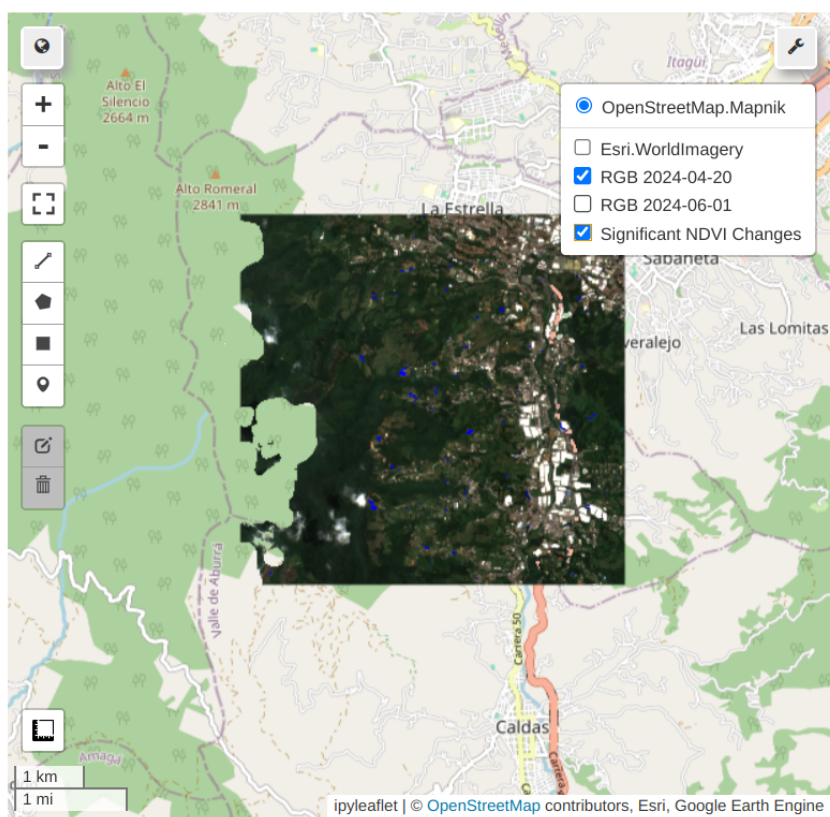


Figura 4.4: Imagen de Sentinel 2 con máscara de nubes del área de estudio utilizada en el desarrollo de la estrategia.

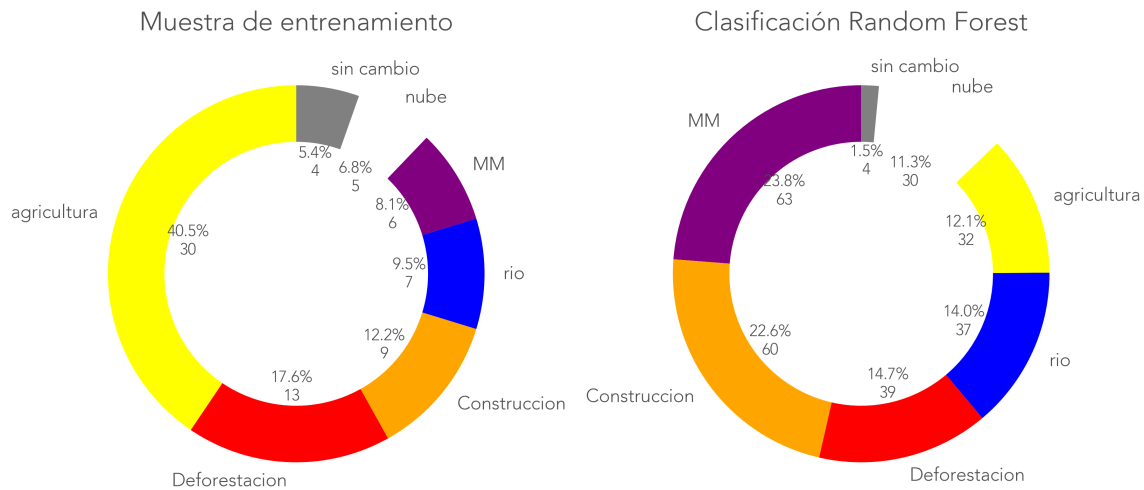


Figura 4.5: Distribución de las clases en la muestra de entrenamiento y de la clasificación supervisada con Random Forest.

SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). SMOTE es una técnica de sobremuestreo que genera muestras sintéticas de la clase minoritaria para equilibrar el número de instancias entre las clases. Esto es útil en problemas de clasificación donde una clase está subrepresentada en comparación con otras, lo que puede llevar a un sesgo en el modelo hacia la clase mayoritaria.

Luego del suavizado de la muestra de entrenamiento se obtuvo un accuracy de 0.71. Según la clasificación supervisada, se detectaron 65 polígonos con pérdida de cobertura clasificados como movimientos en masa, 50 a procesos constructivos, 48 asociados a erosión de orilla o mayor carga sedimentaria del río, 45 a actividades agrícolas, 45 a deforestación, 9 a nubes remanentes y 3 polígonos a sombras (ver Figura 4.5). Los resultados se presentan en un geovisor de *leaflet* en formato .html, compatible con un navegador web (ver Figura 4.6). Este formato permite mejor análisis de resultados, al cargar las imágenes de Sentinel 1 y los polígonos clasificados en un mismo mapa, además, se busca integrar estas herramientas búsqueda al SIAMMO.

A pesar de las estrategias implementadas para la selección de imágenes con poca nubosidad, esta sigue siendo el principal limitante de la técnica. La estrategia busca reportar periódicamente los cambios de coberturas por municipio, se planea la automatización de estos reportes cada que se tenga una nueva imagen de Sentinel 2 del área de interés. Sin embargo, es común que no se tengan imágenes libres o con pocas nubes en el Valle de Aburrá de manera periódica, por esta razón, se evaluará el uso de pares de imágenes con varios intervalos de tiempo entre ambas, para posteriormente, almacenar los cambios de cobertura en una base de datos.

Se buscará la evaluación de otros modelos de clasificación supervisados y no supervisados para la detección de cambios de coberturas. Además, es necesario reevaluar la muestra de entrenamiento en otras zonas del Valle de Aburrá y en otras temporalidades, ya que otros procesos como incendios de cobertura vegetal y expansión urbana no han sido incorporados.



Figura 4.6: Detección de cambios de cobertura clasificados con modelo de *Random Forest* en área de estudio del municipio de La Estrella.

Detección automática multipunto

La segunda estrategia consistió en la detección automática de cambios en series de tiempo multipunto. Para esto, se requirió aumentar la eficiencia computacional a través de la paralelización de tareas del procesamiento en Google Earth Engine. La clasificación automática de las series de tiempo se realizó a través de clasificación no supervisada con el algoritmo de *K-Means* y la definición automática de clúster o clases con el método del codo. Este es uno de los métodos más comunes para determinar el número óptimo de clústeres. La idea es ejecutar *K-Means* para diferentes valores de k (número de clústeres) y calcular la suma de los errores cuadráticos dentro de cada clúster (inercia). A medida que aumenta el número de clústeres, la inercia tiende a disminuir. El punto donde la disminución se vuelve menos pronunciada (formando un “codo” en el gráfico) se considera el número óptimo de clúster.

La Figura 4.7 muestra Las series de tiempo y la ubicación de los puntos en un mapa interactivo de *leaflet* del movimiento en masa Las Playas. En este caso se detectaron tres clústeres o tipos de series de tiempo. El clúster 2 representa las zonas en las que no se presentaron cambios de cobertura, El clúster 1 representa las zonas con pérdidas de cobertura vegetal asociadas al movimiento en masa presentado el 13 de julio de 2022. El clúster 0 representa zonas coberturas vegetales bajas que tuvieron una pérdida de cobertura vegetal asociada al movimiento en masa y al desmonte de la granja avícola. Se observa la tendencia de recuperar la cobertura vegetal en los clústeres 0 y 1.

Se ha detectado un buen desempeño en áreas de interés con grandes cambios de cobertura del suelo (como el movimiento en masa Las Playas); sin embargo, en áreas más grandes, el modelo tiende a no detectar cambios asociados a movimientos en masa u otros procesos con pérdida de coberturas pequeños. La Figura 4.8 muestra el análisis en el municipio de La Estrella, en el cual un movimiento en masa en el sector Pueblo Viejo ha registrado múltiples eventos de reactivación en los últimos tres años. Como se observa en la gráfica, los cambios de cobertura asociados al movimiento en masa no son apreciables.

A pesar de las limitaciones asociadas a la capacidad de la estrategia para detectar movimiento en masa en análisis de mayor escala, esta estrategia permite monitorear movimientos en masa a lo largo del tiempo. Sin embargo, se planea evaluar otros modelos de clasificación automatizados y evaluar la capacidad de

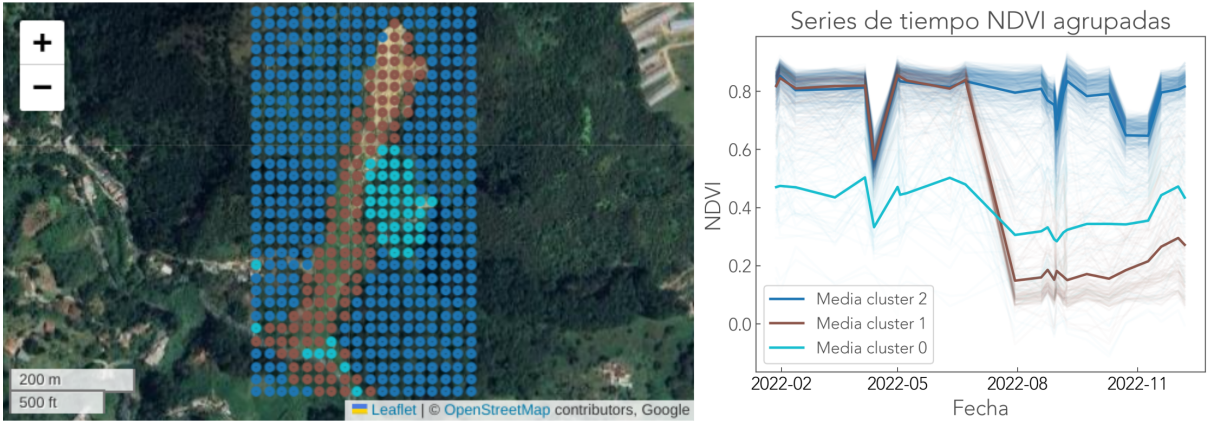


Figura 4.7: Enter Caption

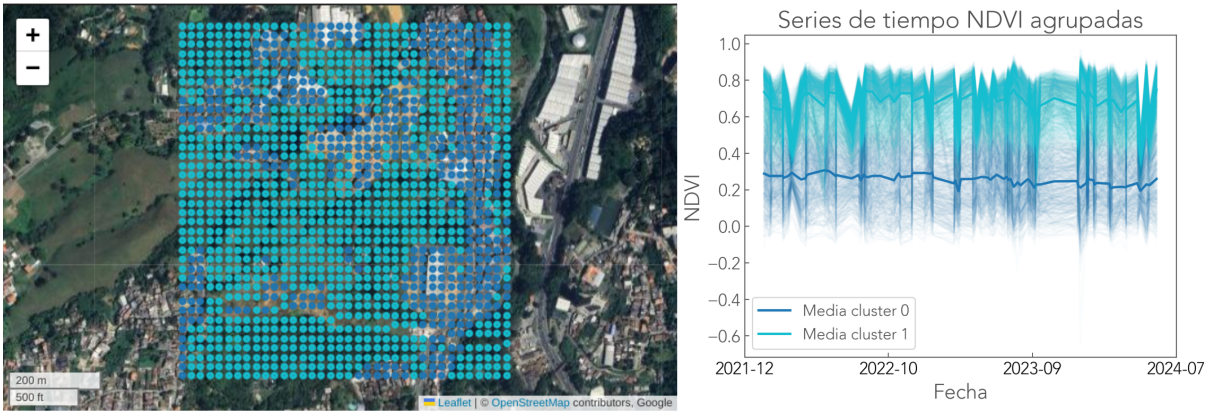


Figura 4.8: Enter Caption

detección de estos.

Procesamiento

Estos análisis se realizan a través de la API de Google Earth Engine en lenguaje Python. Todos los análisis se realizan con la colección de imágenes de Sentinel 2 ('COPERNICUS/S2_SR_HARMONIZED'). Las funciones de búsqueda se encuentran en el archivo Coberturas.py que se encuentran en el repositorio de la línea de investigación. A continuación se muestran las líneas de consulta para los diferentes análisis. Se deben instalar las librerías Geemap y ee.

```
#Serie de tiempo de índice de vegetación NDVI

from Coberturas import SerieTiempo
st = SerieTiempo(entrada= "6,1929368, -75,6587253",
                  dia_evento='2021-06-01',
                  fechaInicio='2021-05-01',
                  fechaFin='2024-03-10')

#Mapa de cambio de cobertura entre dos imagenes de Sentinel 2
from Coberturas import CambioCobertura
np_arr_dif = CambioCobertura(poligono='SIATA/InSAR_SIATA/data/processed/
                               LasPlayas.geojson',
                              primerafecha='2022-08-01',
                              segundafecha='2023-03-16',
                              output_tiff='SIATA/InSAR_SIATA/results/NDVI_Difference.tif')

#Función de monitoreo periodico
from Coberturas import MonitoreoPeriodico
new_geojson_path = '/home/aospinau/SIATA/Teledeteccion/data/processed/puebloviejo.geojson'
start_date = '2024-01-01'
end_date = '2024-06-28'
gdf, image1, image2, m_new = MonitoreoPeriodico(new_geojson_path, start_date, end_date)

#Serie de tiempo multipunto
from Coberturas import DeteccionCambios
start_date = '2022-01-01'
end_date = '2023-01-01'
polygon_path = 'SIATA/InSAR_SIATA/data/processed/LasPlayas.geojson'

m = DeteccionCambios(start_date, end_date, polygon_path, dist_points=40)
m
```

Actualmente, el análisis de composición RGB se realiza en el editor de código de Google Earth Engine <https://code.earthengine.google.com/a195caa961b3f14768447e84cde1772a>. Se planea migrar este proceso a la API de Python e integrarla con las otras funciones de Coberturas.py.

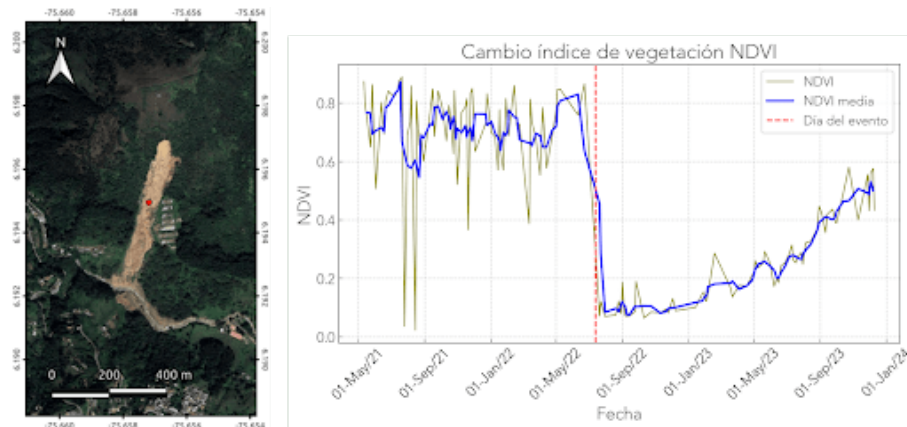


Figura 4.9: Serie de tiempo de NDVI (análisis temporal).

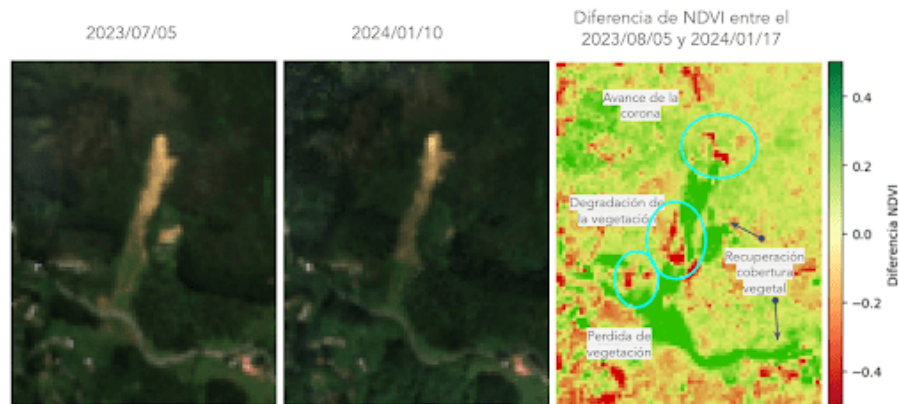


Figura 4.10: Cambio en el NDVI en el área de interés (análisis espacial).

Nota: La función DeteccionCambios se integra, además, con las funciones de redlands.consultas.

Bibliografía

- Acosta, J. H. C. (2011). Las avenidas torrenciales: una amenaza potencial en el valle de aburrá. *Gestión y ambiente*, 14(3), 45–50.
- Agapiou, A. & Lysandrou, V. (2020). Detecting displacements within archaeological sites in cyprus after a 5.6 magnitude scale earthquake event through the hybrid pluggable processing pipeline (hyp3) cloud-based system and sentinel-1 interferometric synthetic aperture radar (insar) analysis. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 6115–6123.
- Agustan, A., Ito, T., Kriswati, E., Priyadi, H., Sadmono, H., & Hernawati, R. (2022). Time series insar analysis over jakarta metropolitan area. In *2022 IEEE Asia-Pacific Conference on Geoscience, Electronics and Remote Sensing Technology (AGERS)* (pp. 30–35).: IEEE.
- Aristizábal, E. & Gómez, J. (2007). Inventario de emergencias y desastres en el valle de aburrá. originados por fenómenos naturales y antrópicos en el período 1880-2007. *Gestión y ambiente*, 10(2), 17–30.
- Aristizábal, E. & Yokota, S. (2006). Geomorfología aplicada a la ocurrencia de deslizamientos en el valle de aburrá. *Dyna*, 73(149), 5–16.
- Aristizábal, E. & Sánchez, O. (2020). Spatial and temporal patterns and the socioeconomic impacts of landslides in the tropical and mountainous colombian andes. *Disasters*, 44(3), 596–618.
- Aslan, G., Fomelis, M., Raucoules, D., De Michele, M., Bernardie, S., & Cakir, Z. (2020). Landslide mapping and monitoring using persistent scatterer interferometry (psi) technique in the french alps. *Remote Sensing*, 12(8), 1305.
- Berardino, P., Fornaro, G., Lanari, R., & Sansosti, E. (2002). A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential sar interferograms. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 40(11), 2375–2383.
- Biggs, J., Wright, T., Lu, Z., & Parsons, B. (2007). Multi-interferogram method for measuring interseismic deformation: Denali fault, alaska. *Geophysical Journal International*, 170(3), 1165–1179.
- Campbell, J. B. & Wynne, R. H. (2011). *Introduction to remote sensing*. Guilford press.
- Cao, Z. & Wang, T. (2022). Water-temperature controlled deformation patterns in heifangtai loess terraces revealed by wavelet analysis of insar time series and hydrological parameters. *Frontiers in Environmental Science*, 10, 957339.
- Casagli, N., Intrieri, E., Tofani, V., Gigli, G., & Raspini, F. (2023). Landslide detection, monitoring and prediction with remote-sensing techniques. *Nature Reviews Earth & Environment*, 4(1), 51–64.
- Chen, X., Tessari, G., Fabris, M., Achilli, V., & Floris, M. (2021). Comparison between ps and sbas insar techniques in monitoring shallow landslides. *Understanding and Reducing Landslide Disaster Risk: Volume 3 Monitoring and Early Warning 5th*, (pp. 155–161).
- Cigna, F., Bateson, L. B., Jordan, C. J., & Dashwood, C. (2014). Simulating sar geometric distortions and predicting persistent scatterer densities for ers-1/2 and envisat c-band sar and insar applications: Nationwide feasibility assessment to monitor the landmass of great britain with sar imagery. *Remote Sensing of Environment*, 152, 441–466.

- Cigna, F., Esquivel Ramírez, R., & Tapete, D. (2021). Accuracy of sentinel-1 psi and sbas insar displacement velocities against gnss and geodetic leveling monitoring data. *Remote Sensing*, 13(23), 4800.
- Colesanti, C. & Wasowski, J. (2006). Investigating landslides with space-borne synthetic aperture radar (sar) interferometry. *Engineering geology*, 88(3-4), 173–199.
- Correa, A. M., Martens, U., Restrepo, J. J., Ordóñez-Carmona, O., & Pimentel, M. M. (2005). Subdivisión de las metamorfitas básicas de los alrededores de medellín–cordillera central de colombia. *Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*, 29(112), 325–343.
- Crosetto, M., Monserrat, O., Cuevas-González, M., Devanthéry, N., & Crippa, B. (2016). Persistent scatterer interferometry: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 115, 78–89.
- Dilley, M. (2005). *Natural disaster hotspots: a global risk analysis*, volume 5. World Bank Publications.
- Ding, X.-l., Li, Z.-w., Zhu, J.-j., Feng, G.-c., & Long, J.-p. (2008). Atmospheric effects on insar measurements and their mitigation. *Sensors*, 8(9), 5426–5448.
- Eriksen, H. Ø., Lauknes, T. R., Larsen, Y., Corner, G. D., Bergh, S. G., Dehls, J., & Kierulf, H. P. (2017). Visualizing and interpreting surface displacement patterns on unstable slopes using multi-geometry satellite sar interferometry (2d insar). *Remote Sensing of Environment*, 191, 297–312.
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., Kobrick, M., Paller, M., Rodriguez, E., Roth, L., et al. (2007). The shuttle radar topography mission. *Reviews of geophysics*, 45(2).
- Fattahi, H. & Amelung, F. (2013). Dem error correction in insar time series. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(7), 4249–4259.
- Ferretti, A., Monti-Guarnieri, A., Prati, C., Rocca, F., & Massonet, D. (2007). *InSAR principles-guidelines for SAR interferometry processing and interpretation*, volume 19.
- Ferretti, A., Prati, C., & Rocca, F. (1999). Permanent scatterers in sar interferometry. In *IEEE 1999 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS'99 (Cat. No. 99CH36293)*, volume 3 (pp. 1528–1530).: IEEE.
- Hermelin, M. (2007). Valle de aburrá:¿ quo vadis? *Gestión y ambiente*, 10(2), 07–16.
- Hogenson, K., Arko, S. A., Buechler, B., Hogenson, R., Herrmann, J., & Geiger, A. (2016). Hybrid pluggable processing pipeline (hyp3): A cloud-based infrastructure for generic processing of sar data. In *Agu fall meeting abstracts*, volume 2016 (pp. IN21B–1740).
- Hrysiewicz, A., Wang, X., & Holohan, E. P. (2023). Ez-insar: An easy-to-use open-source toolbox for mapping ground surface deformation using satellite interferometric synthetic aperture radar. *Earth Science Informatics*, 16(2), 1929–1945.
- Hungr, O., Leroueil, S., & Picarelli, L. (2014). The varnes classification of landslide types, an update. *Landslides*, 11, 167–194.
- Jacquemart, M. & Tiampo, K. (2021). Leveraging time series analysis of radar coherence and normalized difference vegetation index ratios to characterize pre-failure activity of the mud creek landslide, california. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 21(2), 629–642.
- Kerle, N., Janssen, L. L., Huurneman, G. C., Bakker, W., Grabmaier, K., van der Meer, F., Prakash, A., Tempfli, K., Gieske, A., Hecker, C., et al. (2004). Principles of remote sensing: an introductory textbook.

- Khalil, R. Z. et al. (2018). Insar coherence-based land cover classification of okara, pakistan. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 21, S23–S28.
- Khorram, S., Koch, F. H., Van der Wiele, C. F., & Nelson, S. A. (2012). *Remote sensing*. Springer Science & Business Media.
- Kropatsch, W. G. & Strobl, D. (1990). The generation of sar layover and shadow maps from digital elevation models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(1), 98–107.
- Leroueil, S. (2001). Natural slopes and cuts: movement and failure mechanisms. *Géotechnique*, 51(3), 197–243.
- Li, S., Xu, W., & Li, Z. (2022). Review of the sbas insar time-series algorithms, applications, and challenges. *Geodesy and Geodynamics*, 13(2), 114–126.
- Liang, J., Dong, J., Zhang, S., Zhao, C., Liu, B., Yang, L., Yan, S., & Ma, X. (2022). Discussion on insar identification effectivity of potential landslides and factors that influence the effectivity. *Remote Sensing*, 14(8), 1952.
- Lu, Z. & Kim, J. (2021). A framework for studying hydrology-driven landslide hazards in northwestern us using satellite insar, precipitation and soil moisture observations: early results and future directions. *GeoHazards*, 2(2), 17–40.
- Marr, W. A. (2007). Why monitor performance? In *FMGM 2007: Seventh International Symposium Field Measurements in Geomechanics* (pp. 1–27).
- Maya, M. & González, H. (1995). Unidades litodémicas en la cordillera central de colombia. *Boletín geológico*, 35(2-3), 44–57.
- Mejía, N. (1984). Geología y geoquímica de las planchas 130 (santafé de antioquia) y 146 (medellín occidental), escala 1: 100.000, memoria explicativa. *Instituto Colombiano de Geología y Minería (INGEOMINAS)*.
- Meyer, F. (2019). Spaceborne synthetic aperture radar: Principles, data access, and basic processing techniques. *Synthetic Aperture Radar (SAR) Handbook: Comprehensive Methodologies for Forest Monitoring and Biomass Estimation*, (pp. 21–64).
- Mirmazloumi, S. M., Gambin, A. F., Palamà, R., Crosetto, M., Wassie, Y., Navarro, J. A., Barra, A., & Monserrat, O. (2022). Supervised machine learning algorithms for ground motion time series classification from insar data. *Remote Sensing*, 14(15), 3821.
- Mondini, A. C., Chang, K.-T., & Yin, H.-Y. (2011). Combining multiple change detection indices for mapping landslides triggered by typhoons. *Geomorphology*, 134(3-4), 440–451.
- Mondini, A. C., Guzzetti, F., Chang, K.-T., Monserrat, O., Martha, T. R., & Manconi, A. (2021). Landslide failures detection and mapping using synthetic aperture radar: Past, present and future. *Earth-Science Reviews*, 216, 103574.
- Montero, D., Aybar, C., Mahecha, M. D., Martinuzzi, F., Söchting, M., & Wieneke, S. (2023). A standardized catalogue of spectral indices to advance the use of remote sensing in earth system research. *Scientific Data*, 10(1), 197.
- Moreira, A., Prats-Iraola, P., Younis, M., Krieger, G., Hajnsek, I., & Papathanassiou, K. P. (2013). A tutorial on synthetic aperture radar. *IEEE Geoscience and remote sensing magazine*, 1(1), 6–43.

- Notti, D., Meisina, C., Zucca, F., Colombo, A., et al. (2011). Models to predict persistent scatterers data distribution and their capacity to register movement along the slope. In *Fringe 2011 Workshop* (pp. 19–23).
- Pellicani, R., Argentiero, I., Manzari, P., Spilotro, G., Marzo, C., Ermini, R., & Apollonio, C. (2019). Uav and airborne lidar data for interpreting kinematic evolution of landslide movements: The case study of the montescaglioso landslide (southern italy). *Geosciences*, 9(6).
- Plank, S., Singer, J., Minet, C., & Thuro, K. (2012). Pre-survey suitability evaluation of the differential synthetic aperture radar interferometry method for landslide monitoring. *International journal of remote sensing*, 33(20), 6623–6637.
- Plank, S., Singer, J., Thuro, K., & Minet, C. (2010). The suitability of the differential radar interferometry method for deformation monitoring of landslides—a new gis based evaluation tool. In *Proceedings of the 11th IAEG Congress Geologically Active, Auckland, New Zealand* (pp. 5–10).
- Qu, F., Qiu, H., Sun, H., & Tang, M. (2021). Post-failure landslide change detection and analysis using optical satellite sentinel-2 images. *Landslides*, 18, 447–455.
- Rosen, P. A., Hensley, S., Joughin, I. R., Li, F. K., Madsen, S. N., Rodriguez, E., & Goldstein, R. M. (2000). Synthetic aperture radar interferometry. *Proceedings of the IEEE*, 88(3), 333–382.
- Scaioni, M., Longoni, L., Melillo, V., & Papini, M. (2014). Remote sensing for landslide investigations: An overview of recent achievements and perspectives. *Remote Sensing*, 6(10), 9600–9652.
- Segalini, A., Carri, A., & Savi, R. (2017). Role of geotechnical monitoring: state of the art and new perspectives. *Geotechnical Society of Bosnia and Herzegovina GEO-EXPO*.
- Sepúlveda, S. A. & Petley, D. N. (2015). Regional trends and controlling factors of fatal landslides in latin america and the caribbean. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 15(8), 1821–1833.
- Serna Quintana, C. A. (2011). La naturaleza social de los desastres asociados a inundaciones y deslizamientos en medellín (1930-1990). *Historia crítica*, (43), 198–223.
- Sonali, P. U., Prasanna, J., Atre, A., Pande, C., & Gorantiwar, S. (2021). Application of ndvi in vegetation monitoring using sentinel-2 data for shrirampur region of maharashtra. *Journal homepage: http://www.ijcmas.com*, 10(01), 2021.
- Tomás, R., Pagán, J. I., Navarro, J. A., Cano, M., Pastor, J. L., Riquelme, A., Cuevas-González, M., Crosetto, M., Barra, A., Monserrat, O., et al. (2019). Semi-automatic identification and pre-screening of geological–geotechnical deformational processes using persistent scatterer interferometry datasets. *Remote Sensing*, 11(14), 1675.
- Urgilez Vinueza, A., Handwerger, A. L., Bakker, M., & Bogaard, T. (2022). A new method to detect changes in displacement rates of slow-moving landslides using insar time series. *Landslides*, 19(9), 2233–2247.
- van Natijne, A. L., Bogaard, T., van Leijen, F. J., Hanssen, R. F., & Lindenbergh, R. C. (2022). World-wide insar sensitivity index for landslide deformation tracking. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 111, 102829.
- Wang, T., Liao, M., & Perissin, D. (2009). Insar coherence-decomposition analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(1), 156–160.
- Wasowski, J. & Bovenga, F. (2014). Investigating landslides and unstable slopes with satellite multi temporal interferometry: Current issues and future perspectives. *Engineering Geology*, 174, 103–138.

- Wasowski, J. & Pisano, L. (2020). Long-term insar, borehole inclinometer, and rainfall records provide insight into the mechanism and activity patterns of an extremely slow urbanized landslide. *Landslides*, 17, 445–457.
- Wegmüller, U., Werner, C., Strozzi, T., Wiesmann, A., Frey, O., & Santoro, M. (2016). Sentinel-1 support in the gamma software. *Procedia Computer Science*, 100, 1305–1312.
- Xie, M., Zhao, W., Ju, N., He, C., Huang, H., & Cui, Q. (2020). Landslide evolution assessment based on insar and real-time monitoring of a large reactivated landslide, wenchuan, china. *Engineering Geology*, 277, 105781.
- Yao, J., Yao, X., & Liu, X. (2022). Landslide detection and mapping based on sbas-insar and ps-insar: A case study in gongjue county, tibet, china. *Remote Sensing*, 14(19), 4728.
- Yi, Y., Xu, X., Xu, G., & Gao, H. (2023). Rapid mapping of slow-moving landslides using an automated sar processing platform (hyp3) and stacking-insar method. *Remote Sensing*, 15(6), 1611.
- Yu, H., Lan, Y., Yuan, Z., Xu, J., & Lee, H. (2019). Phase unwrapping in insar: A review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 7(1), 40–58.
- Yun, R., Huanxin, Z., Shilin, Z., Hao, S., & Kefeng, J. (2014). A method to detect layover and shadow based on distributed spaceborne single-baseline insar. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, volume 17 (pp. 012235).: IOP Publishing.
- Yunjun, Z., Fattahi, H., & Amelung, F. (2019). Small baseline insar time series analysis: Unwrapping error correction and noise reduction. *Computers & Geosciences*, 133, 104331.
- Zanaga, D., Van De Kerchove, R., Daems, D., De Keersmaecker, W., Brockmann, C., Kirches, G., Wevers, J., Cartus, O., Santoro, M., Fritz, S., et al. (2022). Esa worldcover 10 m 2021 v200.
- Zhang, Z., Duan, P., Li, J., Chen, D., Peng, K., & Fan, C. (2023). A time-series insar processing chain for wide-area geohazard identification. *Natural Hazards*, 118(1), 691–707.
- Zhao, C. & Lu, Z. (2018). Remote sensing of landslides—a review. *Remote Sensing*, 10(2), 279.