



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

**FLUJO ÓPTICO PARA LA ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD
SUPERFICIAL DE CUERPOS GLACIARES CUBIERTOS**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA, MENCIÓN RECURSOS Y MEDIO
AMBIENTE HÍDRICO

KARINA PAZ DE REQUESENS MONTIEL

PROFESOR GUÍA:
JUVENAL LETELIER VILLALÓN

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
JAIME ORTEGA PALMA
JAMES MCPHEE TORRES
GINO CASASSA ROGAZINSKI

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Proyecto IDEA I+D ID21I10305 y
ANID Basal FB210005

SANTIAGO DE CHILE
2024

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL
GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA
INGENIERÍA
POR: KARINA PAZ DE REQUESENS MONTIEL
FECHA: 2024
PROF. GUÍA: JUVENAL LETELIER VILLALÓN

FLUJO ÓPTICO PARA LA ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD SUPERFICIAL DE CUERPOS GLACIARES CUBIERTOS

Chile Central enfrenta una Megasequía, con un déficit de precipitaciones de entre el 25 y el 45 %, y un aumento de 0,5 a 1°C en la temperatura media. Esta situación ha causado estrés en los sistemas acuáticos debido al crecimiento demográfico y económico. En este contexto, la cuantificación de las reservas de agua de alta montaña se ha vuelto un tema de interés nacional. Estudios recientes ya advierten sobre la disminución en la extensión de los glaciares descubiertos, lo que ha impulsado la caracterización y monitoreo de crioformas más resilientes al cambio climático, como los glaciares de roca y los cubiertos de detritos.

Los estudios cinemáticos de estos cuerpos en Chile son limitados y tienden a utilizar metodologías como medidas *in situ*, que ofrecen resultados precisos, pero su adquisición implica desafíos logísticos y costos elevados, y técnicas de correlación de imágenes, que requieren un proceso riguroso de selección y es computacionalmente costosa e ineficiente.

Para abordar estas limitaciones, se propone una metodología de percepción remota basada en el Flujo Óptico (FO) TV-L1 para cuantificar velocidades superficiales de glaciares cubiertos y rocosos, utilizando bandas espectrales de Sentinel-2. El FO tiene la capacidad de rastrear el movimiento en secuencias de imágenes, asumiendo un brillo constante y pequeños desplazamientos. Las estimaciones obtenidas se validan con datos de terreno y luego se utilizan para analizar el movimiento de glaciares en los Andes Centrales.

Los resultados muestran velocidades horizontales variables que van desde los 2 a los 10 m/año, con los glaciares cubiertos presentando velocidades más altas y una mayor variabilidad en comparación con los glaciares rocosos. Factores topográficos como la pendiente, orientación de ladera y el área influyen en las velocidades superficiales, mientras que la altura no muestra una correlación significativa.

Aunque el estudio identifica limitaciones que afectan en la precisión de las estimaciones, como la dependencia de la disponibilidad y resolución de imágenes satelitales, se proponen diversas direcciones para futuras investigaciones. Estas incluyen la incorporación de más bandas espectrales, la exploración de técnicas de validación adicionales y la aplicación del algoritmo en conjunto con otras fuentes de datos.

La aplicación del esquema de cálculo de FO a imágenes satelitales ópticas marca un hito en el campo de la percepción remota. Esta metodología innovadora ofrece nuevas perspectivas para monitorear y comprender la dinámica glaciaria en respuesta al cambio climático, y tiene el potencial de abrir nuevas oportunidades en la monitorización y gestión de recursos hídricos y ambientales a nivel mundial.

Agradecimientos

Primero que todo, quiero expresar mi más sincero agradecimiento a mi profesor guía, Juvenal, quien confió en mí para enfrentar el desafío de materializar sus ideas y me dio el aliento necesario para confiar en mí misma. Su apoyo y comprensión fueron fundamentales en cada etapa de este proceso. Gracias por entender mis contratiempos y por acompañarme con paciencia y sabiduría. Extiendo mi agradecimiento a los miembros de mi comisión evaluadora, James McPhee, Gino Casassa y Jaime Ortega, por su disposición para formar parte de esta investigación. Sus aportes son de gran valor para mí.

Agradezco también al equipo de Copernicus Chile, donde desarrollé mi investigación. Al director del laboratorio, Jaime Ortega, por siempre velar por mi bienestar y brindarme un espacio donde pude crecer profesional y personalmente. Y, sobre todo, a mis colegas, que se convirtieron en amigos durante este tiempo de trabajo conjunto; les agradezco su compañerismo y por hacer de este camino una experiencia más entretenida con cada cafecito, chistes, cahuines y juntas.

También quiero agradecer a mis compañeros del magíster, quienes me recibieron con los brazos abiertos, me incluyeron en cada una de sus actividades e hicieron sentir parte de esta comunidad desde el primer día. Agradezco especialmente a Jacquie por su dedicación y por preocuparse de cada detalle administrativo del proceso, haciendo hasta lo imposible.

No está de más mencionar a quienes siempre han estado a mi lado, a mis amigos de la universidad desde el primer día: Guille, Fa, Pauli, Alondra, Javi, Jo, Cata y Cesar. Gracias por su apoyo incondicional y por los momentos compartidos que siempre llevaré conmigo; espero que sigamos creando más recuerdos juntos.

No puedo dejar de mencionar a quien fue mi pareja durante gran parte de este camino. Aunque nuestras vidas tomaron rumbos diferentes, su apoyo y aliento fueron clave para que yo tomara la decisión de seguir este camino. Le agradezco por todo lo que aportó a mi vida durante este proceso.

Finalmente, quiero agradecer profundamente a quienes siempre están ahí para mí en cada una de las etapas y desafíos que me propongo enfrentar: mi familia. Gracias por estar siempre a mi lado. Me gustaría agradecer en especial a mis padres y mi hermano. Gracias por su amor, por creer en mí, y por ser mi refugio en los momentos difíciles. Y, por supuesto, a la perrita más linda y regalona del mundo, Pelusa, que nunca me dejaba estudiar, pero siempre lograba liberarme del estrés.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
2. Marco Teórico	3
2.1. Glaciares Rocosos y Glaciares Cubiertos de Detritos	3
2.2. Estudios Cinemáticos de Glaciares Rocosos y Cubiertos de Detritos en los Andes Centrales	5
2.3. Flujo Óptico	8
2.3.1. Planteamiento general del Flujo Óptico	8
2.3.2. Método de Lucas-Kanade	10
2.3.3. Flujo Óptico TV-L1	12
2.3.4. Flujo Óptico Aplicado a Glaciares	13
3. Caracterización del Sitio de Prueba y Datos para la Validación	19
3.1. Ubicación del Área de Estudio	19
3.2. Datos	19
3.2.1. Datos satelitales	20
3.2.2. Datos <i>in situ</i>	20
4. Propuesta Metodológica: Adaptación de un algoritmo de Flujo Óptico	23
4.1. Selección de imágenes	23
4.2. Preprocesamiento	25
4.3. Modelamiento del desplazamiento a través del Flujo Óptico	28
4.4. Postprocesamiento	29

5. Calibración y validación del algoritmo	32
6. Aplicación a los Andes Centrales	37
7. Discusión	42
8. Conclusión	47
Bibliografía	48

Índice de Tablas

2.1. Resumen de estudios cinemáticos de glaciares rocosos y cubiertos de detritos en los Andes centrales.	7
2.2. Métricas de los métodos de FO evaluadas en diferentes sectores del glaciar de estudio (Vogel et al., 2012)	14
5.1. Valores del espacio de parámetros obtenidos en cada calibración con el menor RMSE.	34

Índice de Ilustraciones

2.1. Comparación de un glaciar cubierto de detritos y un glaciar de roca (J. R. Janke et al., 2015).	4
2.2. Esquema de cálculo multi-escala del FO (Blachut & Kryjak, 2022).	11
2.3. Vectores de flujo y modelo de error obtenido por píxel (Lenzano et al., 2018).	16
2.4. Magnitud del glaciar Kronebreen según el FO y partículas detectadas por la metodología PIV (Altena & Käab, 2017).	17
2.5. Velocidad media y dirección del flujo del HG obtenido por OF-SBAS y PO-SBAS (Fu et al., 2022).	18
3.1. Ubicación de los cuerpos glaciares estudiados	21
3.2. Ubicación referencial de crucetas instaladas sobre el glaciar cubierto de detritos La Pirámide y velocidades medias estimadas	22
3.3. Datos disponibles	22
4.1. Flujo de trabajo propuesto para la estimación del desplazamiento superficial de glaciares rocosos y cubiertos de detritos.	24
4.2. Ejemplo del algoritmo de búsqueda de imágenes similares implementado.	26
4.3. Preproceso	27
4.4. Proceso de seccionamiento y superposición utilizado para el cálculo del FO.	28
4.5. Progresión de los resultados después del preprocesamiento de la imagen.	29
4.6. Ventana utilizada para la identificación de datos atípicos.	30
4.7. Etapas del postprocesamiento de los resultados.	31
5.1. Fechas de los datos e imágenes utilizadas para la calibración y validación del algoritmo propuesto.	33

5.2.	Estadísticas del espacio de parámetros de las distintas calibraciones realizadas.	34
5.3.	Resultado del algoritmo propuesto con los parámetros seleccionados en la etapa de calibración comparados con resultados obtenidos a partir de Lucas-Kanade.	36
6.1.	Mapa de velocidades de los Andes centrales obtenido con la metodología propuesta.	38
6.2.	Cruce de velocidades obtenidas para cada glaciar catastrado con sus respectivas variables topográficas en los Andes centrales.	40
6.3.	Comparación de las velocidades horizontales entre los glaciares rocosos y glaciares cubiertos de detritos en los Andes centrales.	41
7.1.	Comparación de los resultados obtenidos por Monnier y Kinnard (2017) y las velocidades horizontales obtenidas con el algoritmo de FO propuesto	43
7.2.	Comparación de los resultados obtenidos por Blöthe et al. (2021) y las velocidades horizontales obtenidas con el algoritmo de FO propuesto	44
7.3.	Comparación entre los distintos métodos existentes en la literatura para estimar desplazamientos horizontales.	45

Capítulo 1

Introducción

En el contexto global, la disponibilidad de agua se ha visto afectada negativamente debido al cambio climático (Sadoff & Muller, 2010). La región central de Chile no escapa a este escenario, enfrentándose a una megasequía sin precedentes cercanos, caracterizada por un déficit de precipitaciones del 25 al 45 % y un aumento de 0,5 a 1°C en la temperatura media (Garreaud et al., 2017, 2020; Vuille et al., 2015). Esta situación ha generado estrés en los sistemas acuáticos superficiales y subterráneos, ya que el crecimiento demográfico y económico implica un aumento en la demanda de este recurso (DGA, 2017).

Bajo este escenario, la cuantificación de las reservas de agua presentes en la criósfera de alta montaña se ha convertido en un problema de interés nacional (Vivero et al., 2021). Los deshielos aportan agua a ríos, lagos y sistemas acuíferos, suministrando agua potable a ciudades andinas y sustentando la realización de actividades económicas tales como la agricultura, minería, industria, generación eléctrica y turismo (Martínez, 2013). Estudios advierten sobre la disminución en la extensión de los glaciares descubiertos (Barcaza et al., 2017), destacando la necesidad de caracterizar y monitorear crioformas más resilientes al cambio climático, como los glaciares de roca y cubiertos de detritos (Schaffer et al., 2019)

Monnier y Kinnard (2017) describen el desarrollo de formas transicionales de dominios glaciales a periglaciales en los Andes centrales chilenos, lo que mejora la resiliencia de la criósfera montañosa ante el cambio climático. Dado el escenario actual de clima cálido y seco pronosticado, se destaca la importancia social del hallazgo, en virtud de las potenciales reservas de agua que estos glaciares contienen. El estudio de la cinemática de alta montaña permite profundizar el conocimiento de estos cuerpos, considerando la influencia de la dinámica interna de las diversas formas glaciares sobre sus campos de velocidad. A pesar de lo mencionado, este tipo de estudios en el país se ha limitado principalmente al glaciar Tapado (30°S) (Strozzi et al., 2020; Vivero et al., 2021).

Tradicionalmente, estos estudios han adoptado metodologías como medidas *in situ*, interferometría de Radar y técnicas de correlación de imágenes. Aunque los datos *in situ* ofrecen resultados precisos, su limitación temporal y la dificultad de acceso a zonas montañosas conllevan grandes riesgos y costos significativos (Singh et al., 2021). La interferometría de Radar (InSAR), a pesar de su capacidad para detectar cambios a escala centimétrica, requiere considerables capacidades de almacenamiento, utiliza imágenes que pueden resultar

poco intuitivas y está sujeta a decisiones metodológicas variables entre distintos autores. Por último, los algoritmos de correlación de imágenes, aunque comúnmente utilizados, enfrentan restricciones, como un proceso de selección de imágenes riguroso y costos computacionales elevados e ineficiencias, especialmente cuando se trata de desplazamientos pequeños (Altena & Kääb, 2017).

En años recientes, el enfoque de teledetección óptica ha evolucionado desde el uso de escenas de satélites individuales hacia la explotación de constelaciones completas. Satélites gemelos públicos con tiempos de revisita cada vez más cortos han mejorado la capacidad de detección continua (Altena & Kääb, 2017). En particular, los satélites gemelos Sentinel-2A y Sentinel-2B de la Agencia Espacial Europea (ESA) ofrecen tiempos de revisita de 6 a 12 días con resoluciones espaciales que varían entre 10 y 60 metros, posibilitando así el monitoreo de cambios en la superficie terrestre.

En este contexto, el objetivo general de este trabajo es proponer una nueva metodología de percepción remota basada en un algoritmo de Flujo Óptico (FO) para cuantificar velocidades superficiales de cuerpos glaciares cubiertos y rocosos, utilizando bandas espectrales de Sentinel-2. Esta metodología busca abordar las limitaciones inherentes a las tradicionales, al mismo tiempo que avanza hacia una comprensión más precisa y accesible de la dinámica de estos cuerpos glaciares.

El FO tiene la capacidad de rastrear el movimiento en secuencias de imágenes, asumiendo un brillo constante y desplazamientos pequeños entre las escenas. Aunque existen diversas metodologías para estimarlo, en este estudio se ha seleccionado el enfoque TV-L1 (*Total Variation L1*). Este enfoque ha demostrado ser más robusto en situaciones con discontinuidades y cambios significativos en la textura, proporcionando estimaciones de flujo más precisas que otros métodos en circunstancias complicadas.

Para lograr este propósito, se han establecido los siguientes objetivos específicos:

- Adaptar el método de cálculo de Flujo Óptico TV-L1 a bandas espectrales del satélite Sentinel-2.
- Validar resultados obtenidos con datos de desplazamiento del glaciar cubierto de detritos La Pirámide obtenidos en terreno por la Dirección General de Aguas (DGA).
- Aplicar la metodología desarrollada y validada a cuerpos glaciares cubiertos y rocosos localizados en los Andes Centrales chilenos (33,5°S).

Así, se busca contribuir significativamente a mejorar nuestra comprensión de la cinemática glacial, al tiempo que proporcionará herramientas prácticas y eficientes para monitorear el desplazamiento de la superficie de glaciares en una región crítica afectada por el cambio climático.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1. Glaciares Rocosos y Glaciares Cubiertos de Detritos

Los glaciares desempeñan un papel vital en el equilibrio ambiental y son indicadores sensibles del cambio climático. Particularmente, los glaciares rocosos y cubiertos de detritos son importantes reservorios de agua dulce, ya que su fusión estacional contribuye al flujo de agua en ríos, siendo fundamentales para el suministro de agua en época estival (Jones et al., 2019). Por ejemplo, en la cuenca del río Aconcagua en Chile se estima que la contribución de estos cuerpos en conjunto oscila entre el 67% y el 79% (J. R. Janke et al., 2017). Además, regulan el flujo de agua al almacenar y liberar gradualmente el agua derretida, lo que reduce el riesgo de inundaciones repentinas y contribuye a la estabilidad de los ecosistemas (J. R. Janke et al., 2015).

Los glaciares cubiertos de detritos, también conocidos como glaciares de escombros, son masas glaciares parcial o totalmente cubiertas por una capa de rocas, sedimentos y escombros (Figura 2.1A). Esta capa superficial puede tener un grosor variable, desde unos pocos centímetros hasta varios metros, y se forma como resultado de la interacción entre el hielo glaciar y los materiales circundantes. La formación de esta capa está influenciada por factores como las tasas de erosión de las rocas circundantes, la altitud y la pendiente del terreno adyacente, así como la velocidad del hielo glaciar (Mayr & Hagg, 2019).

Estos cuerpos suelen exhibir una morfología superficial compleja. Su forma se asemeja a una lengua montañosa la cual es fragmentada por lagos supraglaciares y acantilados de hielo. Estos fenómenos, llamados karst glaciar, se desarrollan debido a la ablación selectiva y al colapso de los canales de desagüe glaciares (Mayr & Hagg, 2019).

Las cubiertas de detritos suelen tener un albedo más bajo que el hielo limpio y absorben más radiación entrante. Esto puede resultar en una conducción de calor hacia las capas inferiores del hielo, aumentando el derretimiento. Por otro lado, la capa superior disminuye la velocidad del viento en la superficie del hielo, esto reduce la pérdida de energía debido a la evaporación, que ahora está disponible para la fusión (Evatt et al., 2015). Sin embargo, por encima de un espesor crítico, el efecto aislante de los escombros predomina, disminuyendo significativamente el derretimiento del hielo (Östrem, 1959).

Los glaciares de roca, también conocidos como glaciares rocosos, son acumulaciones lobuladas de detritos que se desplazan lentamente cuesta abajo en forma de lengua. La superficie de estos glaciares se distingue por la presencia de crestas y surcos formados a partir del flujo interno del glaciar. En la parte frontal de los glaciares de roca activos, se crea una pendiente empinada donde los detritos se deslizan y caen (J. Janke et al., 2013). Además, existen glaciares de roca inactivos, que aún conservan hielo aunque no en cantidad suficiente para avanzar, mientras que las formas fósiles son depósitos de detritos completamente derretidos (Mayr & Hagg, 2019).

Los requisitos para la formación de un glaciar de roca incluyen la presencia de permafrost discontinuo, suficientes restos de hielo y un relieve lo suficientemente pronunciado como para permitir que el cuerpo se deslice. El origen del material rocoso es similar al de los glaciares cubiertos de detritos, mientras que el hielo contenido en los glaciares de roca puede formarse mediante varios procesos, incluyendo el metamorfismo de la nieve en la superficie y congelación del agua líquida presente en el subsuelo, proveniente de aguas subterráneas, lluvia o diversos tipos de agua de deshielo (Mayr & Hagg, 2019).

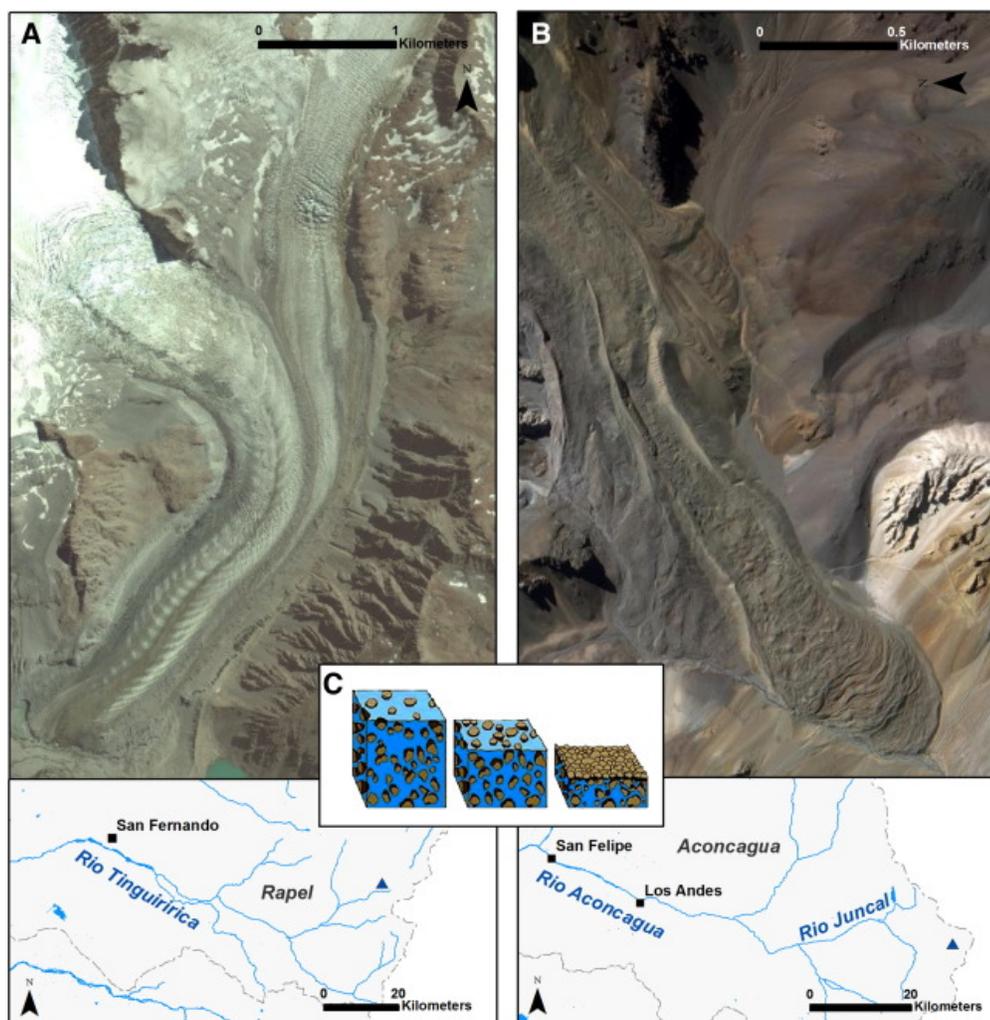


Figura 2.1: Comparación de un glaciar cubierto de detritos (A) y un glaciar de roca (B). En (C) Se ilustra la evolución de un glaciar a un glaciar cubierto de escombros y posiblemente a un glaciar de roca (J. R. Janke et al., 2015).

2.2. Estudios Cinemáticos de Glaciares Rocosos y Cubiertos de Detritos en los Andes Centrales

Los estudios cinemáticos de glaciares rocosos y cubiertos de detritos representan una área de investigación crucial para comprender la dinámica y evolución de estos sistemas. Esta sección se enfocará en revisar estudios cinemáticos que hayan sido llevado a cabo en los Andes Centrales (30-35 °S) enfocándose en los métodos utilizados y resultados obtenidos.

En primer lugar, en el estudio realizado por [Monnier y Kinnard \(2017\)](#) se examinaron tres formas transnacionales entre glaciares cubiertos y glaciares de roca en los Andes centrales de Chile. Se estudiaron los glaciares Navarro y Presenteseracae, ubicados en la cuenca alta del río Aconcagua (33°S), y el glaciar Las Tetas, en la cuenca alta del río Elqui (30°S). Cabe destacar que los glaciares Navarro y Las Tetas se caracterizan como glaciares cubiertos de hielo en sus partes superiores y como glaciares rocosos en sus zonas terminales; mientras que el glaciar Presenteseracae se clasifica en su totalidad como un glaciar de roca.

Los autores emplearon diversas técnicas para describir la evolución de estos cuerpos; sin embargo, debido a la naturaleza de este estudio, se destaca el uso del seguimiento de características de imágenes (*Feature Tracking*) para describir la velocidad superficial. Específicamente, utilizaron imágenes ópticas de diversas fuentes entre los años 1955 y 2014 para obtener patrones de vectores de flujo espacialmente coherentes.

Este enfoque permitió estimar desplazamientos en aproximadamente el 12 % al 38 % del área y tiempo estudiados. Se estimaron velocidades medias de 0,52 m/año, 1,04 m/año y 0,88 m/año para los glaciares Navarro, Presenteseracae y Las Tetas, respectivamente. Se observaron desplazamientos horizontales consistentes en zonas de glaciares de roca, y patrones caóticos espacialmente en áreas de glaciares cubiertos de detritos. Esto sugiere que la morfología de la superficie de los glaciares de roca es más estable y perdura más tiempo que la de los glaciares cubiertos de detritos, los cuales son más inestables y cambian rápidamente.

Además, se observó un aumento en el área de los glaciares rocosos, y una disminución en el desplazamiento horizontal medio de los cuerpos, lo cual implicó una mejora en los patrones de flujo espacialmente coherentes. Presenteseracae es un caso especial de un pequeño glaciar cubierto de detritos que ha evolucionado hasta convertirse en un glaciar de roca en las últimas décadas; la morfología del glaciar de roca se desarrolló principalmente hace 15 años.

Así, este estudio destaca la interacción entre los paisajes montañosos y las dinámicas relacionadas con el cambio climático, y cómo los reinos glaciares y periglaciares pueden interactuar fuertemente. Se sugiere que las interacciones morfológicas y dinámicas entre los glaciares y el permafrost, y sus paisajes híbridos resultantes, pueden mejorar la resiliencia de la criosfera de montaña contra el cambio climático.

Por otro lado, [Strozzi et al. \(2020\)](#) emplearon interferometría de radar satelital (InSAR) para analizar las velocidades de múltiples glaciares de roca activos en los Alpes suizos, Qeqertarsuaq (Groenlandia occidental) y Los Andes semiáridos de América del Sur. Es importante señalar que las velocidades obtenidas corresponden a los movimientos en la línea de visión del satélite. En particular, en Los Andes se examinó el glaciar rocoso Dos Lenguas (30°S)

situado en la región de Agua Negra de Los Andes argentinos. Este análisis se basó en datos de radar del satélite Sentinel-1 entre los años 2015 y 2019.

En el glaciar mencionado, se observaron tasas de movimiento diferenciadas por sector, siendo más elevadas en la zona de enraizamiento que en la zona terminal, con variaciones de 1,5 m/año en diciembre a 2 m/año en mayo.

Más al sur, [Blöthe et al. \(2021\)](#) propusieron como objetivo cuantificar y analizar rigurosamente la cinemática de los glaciares de roca y complejos de hielo-detritos encontrados en el inventario regional de los Andes Centrales de Argentina (33°S). Para ello, realizaron un seguimiento de características (*Feature Tracking*) aplicado a pares de imágenes satelitales RapidEye adquiridas en los años 2010 y 2018, cuya resolución espacial es de 5 metros.

La metodología reveló velocidades que superan las medias en los Alpes Europeos, de 0,37 m/año a 2,61 m/año para 149 de los 295 glaciares estudiados, siendo el resto encontrados por debajo del límite de detección. Se encontró una relación entre la pendiente local y la velocidad de desplazamiento, sugiriendo que la pendiente puede influir en la velocidad de hielo y detritos. En algunos casos, mayores pendientes se asociaron con mayores velocidades, pero también se hallaron aceleraciones en pendientes menores, mostrando la heterogeneidad en la cinemática de glaciares y complejos de hielo-detritos en la región estudiada.

De vuelta en Los Andes chilenos, el estudio realizado por [Vivero et al. \(2021\)](#) tuvo como objetivo cuantificar la cinemática de glaciares de roca (Las Tolas y El Cachito) y cubiertos de detritos (El Tapado). Como insumo se empleó una combinación de imágenes obtenidas a partir de la fotogrametría aérea, satelital y vehículos aéreos no tripulados (UAV) desde 1956 hasta 2019. Por otro lado, la metodología utilizada fue el ya mencionado seguimiento de características entre las imágenes previamente ortorrectificadas y co-registradas para calcular velocidades superficiales en distintos los distintos glaciares estudiados.

Se registran velocidades superficiales máximas en los ejes de los glaciares estudiados que van desde 1,2 m/año a 1,8 m/año y aun aumento de estas desde el año 2000. También, se destaca la identificación de procesos de flujo típicos en glaciares de roca activos, junto con la observación de procesos locales de desestabilización con los aumentos de velocidad. Además, en el glaciar cubierto se observaron patrones espaciales heterogéneos de velocidades con colapsos asociados al desarrollo de depresiones termokársticas y lagunas supraglaciares.

Este estudio puede ser complementado por el realizado por [Robson et al. \(2022\)](#) quienes utilizaron una combinación de fotografías aéreas históricas, imágenes satelitales, LIDAR y el DEM de la *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) para informar cambios morfológicos en los glaciares del complejo Glaciar Tapado desde la década de 1950 hasta 2020. También, se examinaron los cambios de elevación y las velocidades superficiales de alta resolución entre 2012 y 2020 para 35 glaciares de roca ubicados en la cuenca de La Laguna.

En particular, las velocidades superficiales fueron estimadas utilizando una combinación de métodos, incluyendo el seguimiento de características y desplazamientos derivados del GNSS diferencial. Se identificó una subestimación de la velocidad por parte del seguimiento de características ópticas; además, se encontraron diferencias significativas en las velocidades en áreas específicas, como en los márgenes de los glaciares rocosos y en las cercanías de lagos supraglaciares y acantilados de hielo.

Los resultados muestran una reducción del 25 % del Glaciar Tapado entre 1956 y 2020, con un balance de masa cada vez más negativo. Por otro lado, los glaciares de roca dentro de la cuenca La Laguna presentaron una velocidad media de 0,54 m/año con una máxima de 4 m/año entre los años 2012 y 2020; mientras que el glaciar cubierto de detritos El Tapado presenta velocidades medias de 1,1 m/año. Los cambios observados en el estudio resaltan el impacto continuo del cambio climático en el complejo Glaciar Tapado y la cuenca La Laguna.

Finalmente, el estudio realizado por Bertone et al. (2022) buscó integrar información cinemática de glaciares rocosos en inventarios a nivel mundial utilizando datos InSAR. El objetivo era mejorar la comprensión de la dinámica de estos cuerpos frente al cambio climático y la degradación del permafrost. Para ello se seleccionaron 11 regiones periglaciares en todo el mundo y se utilizaron datos de los satélites Sentinel-1 y ALOS-2. Se clasificaron más de 5000 áreas móviles y más de 3600 glaciares rocosos según su cinemática.

La región andina fue estudiada con datos de Argentina (33°S) en donde se observó la más alta concentración de glaciares rocosos, con un total de 837. Por otro lado, en Finnmark, Noruega, se encontró la menor cantidad de glaciares, con tan solo 71. Los glaciares rocosos andinos se caracterizan por su movimiento rápido, superando los 100 cm por año, lo que los hace más veloces que los de otras regiones como Venosia (Francia), Troms (Noruega) y Finnmark, donde la velocidad es inferior a 3 cm por año. En resumen, los hallazgos en Los Andes subrayan la importancia de monitorear y comprender la evolución de estos sistemas periglaciares en el contexto del calentamiento global y el retroceso glaciar.

A modo general, los estudios cinemáticos de glaciares rocosos y cubiertos de detritos en los Andes centrales han empleado una variedad de metodologías para comprender su dinámica. La interferometría de radar (InSAR) ha permitido vigilar las tasas de deformación de los glaciares en la línea de visión del satélite, revelando velocidades que superan los 1 m/año en los glaciares rocosos andinos, destacando su movimiento rápido en comparación con otras regiones. Además, el seguimiento de características (*Feature Tracking*) ha proporcionado información sobre los cambios en la velocidad superficial y la evolución de estos cuerpos glaciares, obteniendo velocidades horizontales que van desde los 0,5 m/año a 2,5 m/año.

Tabla 2.1: Resumen de estudios cinemáticos de glaciares rocosos y cubiertos de detritos en los Andes centrales. (SC = Seguimiento de características; InSAR = Interferometría de radar).

Glaciar	Tipo	Ubicación	Metodología	Velocidad media [m/año]
Navarro	Cubierto/Rocoso	Chile (33°S)	SC	0,52
Presenteseracae	Rocoso	Chile (33°S)	SC	1,04
Las Tetas	Cubierto/Rocoso	Chile (30°S)	SC	0,88
Dos Lenguas	Rocoso	Argentina (30°S)	InSAR	1,5 - 2,0
Las Tolas	Rocoso	Chile (30°S)	SC	1,5
El Cachito	Rocoso	Chile (30°S)	SC	1,3
El Tapado	Cubierto	Chile (30°S)	SC	1,8
149 glaciares*	Cubierto/Rocoso	Argentina (33°S)	SC	0,37 - 2,61
35 glaciares*	Rocoso	Chile (30°S)	SC	0,54
837 glaciares*	Rocoso	Argentina (33°S)	InSAR	1

*Estudios que involucran conjuntos de glaciares

2.3. Flujo Óptico

La estimación del movimiento a través del Flujo Óptico (FO) es un campo extensamente investigado y se aplica ampliamente en el análisis de secuencias de imágenes en tiempo real. Este tiene diversas aplicaciones, como el seguimiento de objetos en vigilancia (Talukder & Matthies, 2004), la navegación de robots para estimar sus movimientos (Lookingbill et al., 2007), y en el análisis de imágenes médicas, como en estudios del flujo sanguíneo (Guo et al., 2014). En esta sección, proporcionaremos una descripción general basada en el estudio de Baker et al. (2011) sobre los enfoques comunes para la estimación del flujo óptico, seguido de detalles sobre los algoritmos de cálculo que se emplearán en este estudio.

2.3.1. Planteamiento general del Flujo Óptico

En primer lugar, el término “campo de movimiento” se refiere a cómo los objetos se desplazan en el espacio tridimensional, mientras que el FO es el “movimiento aparente” de los patrones de brillo en la imagen. En otras palabras, el FO representa una aproximación de cómo esos movimientos se perciben en una imagen bidimensional. Aunque estos términos suelen estar relacionados, no siempre son equivalentes, especialmente en situaciones con cambios en la distancia cámara-objetos, variaciones en la iluminación o efectos de distorsión.

La mayoría de los algoritmos de FO plantean el problema de optimizar una función de energía global, la cual es la suma ponderada de dos términos:

$$E_{Global} = E_{Data} + \lambda E_{Prior} \quad (2.1)$$

El término E_{Data} mide la consistencia del FO con las imágenes de entrada; mientras que el E_{Prior} busca imponer restricciones adicionales para favorecer ciertos campos de flujo sobre otros. Finalmente, el movimiento en cada píxel se obtiene optimizando la energía global (E_{Global}) a través de diversos algoritmos.

Para medir la consistencia (E_{Data}), la mayoría de los algoritmos utilizan la suposición del brillo constante (*Brightness Constancy*) que establece que la intensidad o el valor de gris de un píxel en movimiento permanece constante a lo largo de los fotogramas explorados. Si $I(x, y, t)$ es la intensidad del píxel (x, y) en el tiempo t y $(u(x, y, t), v(x, y, t))$ es el flujo, la consistencia de brillo puede ser escrita como:

$$I(x, y, t) = I(x + u, y + v, t + 1) \quad (2.2)$$

Linealizando la ecuación 2.2 a través de una expansión de Taylor de primer orden, se obtiene la siguiente aproximación:

$$I(x, y, t) = I(x, y, t) + u \frac{\partial I}{\partial x} + v \frac{\partial I}{\partial y} + 1 \frac{\partial I}{\partial t} \quad (2.3)$$

Esta expansión conduce a la restricción de FO (*Optical Flow Constraint*) donde:

$$u \frac{\partial I}{\partial x} + v \frac{\partial I}{\partial y} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2.4)$$

El término E_{Data} puede basarse tanto en la ecuación de constancia de brillo (Ec. 2.2) como en la de restricción de FO (Ec. 2.4); en cualquier caso, el planteamiento proporciona solo una restricción para las dos incógnitas en cada píxel. Este es el origen del problema de apertura (*Aperture Problem*) y la razón por la que el FO está mal planteado y debe regularizarse con un segundo término (E_{Prior}). En otras palabras, para un píxel dado, no se puede determinar de manera única el vector completo de movimiento solo observando el cambio en la intensidad de ese píxel en dos imágenes consecutivas. Al agregar un término se reduce la ambigüedad en la estimación del flujo, mejorando la coherencia y la estabilidad de los resultados.

En la literatura, el término E_{Prior} a menudo se conoce como E_{Smooth} , ya que se suele favorecer a aquellas soluciones que prioricen la suavidad espacial. La suavidad espacial se refiere a la continuidad y regularidad del campo de flujo en el espacio. Por lo tanto, se imponen restricciones adicionales para que el campo de flujo resultante sea suave y continuo, reduciendo cambios abruptos. Aunque es la opción más común, se recomienda consultar en [Baker et al. \(2011\)](#) para explorar otras alternativas.

La combinación de ambos términos busca encontrar un equilibrio entre la fidelidad a los datos y la regularización espacial del campo de flujo. El parámetro λ controla la importancia relativa de cada término en la función de energía global, permitiendo ajustar la contribución de la penalización de la suavidad en relación con la fidelidad a los datos.

Una vez que se ha formulada la ecuación de energía global (E_{Global}), esta es optimizada para encontrar el conjunto de valores de FO (u, v) que minimiza la energía. Este proceso puede abordarse mediante algoritmos continuos o discretos, siendo los algoritmos continuos de gradiente descendiente y los enfoques variacionales dos estrategias comunes en la optimización de funciones de energía.

En términos generales, los algoritmos de gradiente descendiente son métodos iterativos que buscan minimizar una función moviéndose en la dirección opuesta al gradiente en cada iteración. Prácticamente, los valores del FO son actualizados iterativamente hasta converger a un mínimo local o global. Por otro lado, los enfoques variacionales formulan el problema de optimización como la búsqueda de la función que minimiza una cierta medida de error, considerando la función de energía global como la medida de error que debe minimizarse.

La formulación clásica planteada por [Horn y Schunck \(1981\)](#) (HS) (Ec. 2.5) utiliza como términos E_{Data} y E_{Prior} la norma L_2 (o norma eucladiana) y optimiza la función de energía a partir de un enfoque de gradiente descendiente. La norma L_2 se calcula como la raíz cuadrada de la suma de los cuadrados de las componentes del vector, por lo tanto, la función se expresa matemáticamente de la siguiente manera:

$$E(u, v) = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \lambda^2 (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2)] dx dy \quad (2.5)$$

Donde :

- $I_x u$, I_y y I_t son las derivadas espaciales y temporal de las imágenes.
- ∇u y ∇v son las derivadas espaciales de u y v , respectivamente.
- λ controla la importancia relativa entre ambos términos.

Esta elección implica una penalización a los gradientes altos, lo cual produce un suavizado excesivo en los bordes del movimiento. Además, desde una perspectiva probabilística, el uso de la norma L_2 asume que tanto los errores en la restricción del FO como los gradientes del campo de flujo son gaussianos, independientes y están distribuidos de manera idéntica, lo cual rara vez es verdadero. A pesar de lo mencionado, la norma L_2 sigue siendo ampliamente utilizada en la optimización del flujo óptico debido a su simplicidad y facilidad de cálculo.

2.3.2. Método de Lucas-Kanade

El algoritmo propuesto por [Lucas y Kanade \(1981\)](#) (LK), es una técnica ampliamente reconocida en la estimación del FO. Este fue desarrollado inicialmente para el registro de imágenes y sigue siendo relevante en aplicaciones actuales, especialmente en el seguimiento de características y la coincidencia de plantillas ([Vogel et al., 2012](#)).

Al igual que HS, el método de LK utiliza la norma eucladiana en sus términos de consistencia (E_{Data}) y regularización (E_{Prior}); además, ambos adoptan un enfoque de gradiente descendente para su optimización. Sin embargo, el método de LK aborda la falta de ecuaciones adoptando un enfoque local, asumiendo que el flujo es constante en vecindades pequeñas alrededor de cada píxel. En otras palabras, LK no emplea una regularización global, sino que confía en el enfoque local para suavizar el flujo en vecindades pequeñas.

En este caso, la función de energía se define como la suma de las distancias al cuadrado entre las intensidades de píxeles observadas y predichas en una ventana local. Matemáticamente, se expresa como:

$$E(u, v) = \sum_i (I_x u + I_y v + I_t)^2 + \lambda^2 (\nabla u^2 + \nabla v^2) \quad (2.6)$$

Donde $I_x u$, $I_y v$ y I_t son las derivadas espaciales y temporal de la intensidad de píxeles respectivamente, ∇u y ∇v son las derivadas espaciales de u y v , y (u, v) representa el valor de desplazamiento de la ventana.

El proceso de minimización implica calcular el gradiente de $E(u, v)$ con respecto a (u, v) y ajustar el vector de desplazamiento en la dirección opuesta al gradiente. Este procedimiento se realiza localmente en regiones de la imagen conocidas como ventanas. Para obtener un flujo denso, es decir, una estimación global y detallada del FO en toda la imagen, el esquema se aplica a cada píxel individualmente.

Este esquema local se ve limitado a desplazamientos pequeños, es por eso que se han implementado esquemas iterativos y multi-resolución o multi-escala de este algoritmo para estimar desplazamientos mas grandes. El Lucas-Kanade Piramidal se refiere a una integración jerárquica del algoritmo de grueso a fino. El algoritmo es aplicado a diferentes escalas de resolución de la imagen. Inicialmente, se aplica a la imagen original a una baja resolución, permitiendo la captura de las tendencias generales de movimiento. Luego, se realizan iteraciones adicionales del algoritmo a escalas de resolución más finas. Cada iteración refina la estimación del flujo óptico y ajusta el vector de desplazamiento, mejorando la precisión a medida que se acerca a la escala original (Figura 2.2).

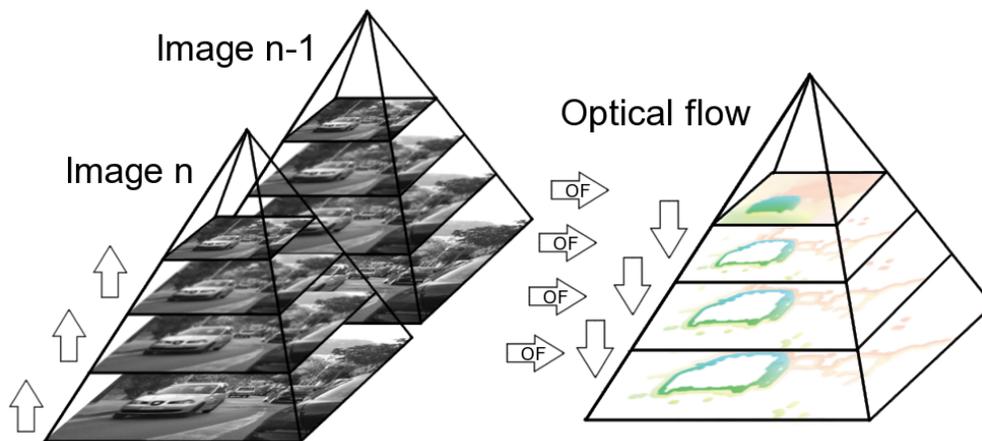


Figura 2.2: Esquema de cálculo multi-escala del FO (Blachut & Kryjak, 2022).

LK destaca por su simplicidad y eficiencia computacional, pero presenta limitaciones al enfrentar cambios abruptos en la textura, discontinuidades y sensibilidad al ruido en las imágenes. A pesar de estas limitaciones, su aplicabilidad en seguimiento de características lo convierte en una herramienta valiosa en diversas aplicaciones de visión por computadora.

Un algoritmo derivado de LK que es relevante mencionar es el eFOLKI (acrónimo francés para Flujo Óptico Lucas-Kanade Iterativo extendido) (Plyer et al., 2016). Ofrece mayor robustez, eficiencia y precisión en la estimación de FO y ha sido diseñado para aplicaciones de procesamiento de video en tiempo real. En estudios recientes se ha propuesto su uso para el corregistro de imágenes satelitales de radar y ópticas (Brigot et al., 2016; Plyer et al., 2015), así como para el estudio de la velocidad superficial de glaciares cubiertos a través de imágenes de radar (Fu et al., 2022).

En general, FOLKI se fundamenta en la minimización de la suma de diferencias al cuadrado (SSD) y emplea la estrategia Gauss-Newton para lograr una convergencia rápida en 3-5 iteraciones. Por su parte, eFOLKI representa una evolución de FOLKI que incluye procesamiento previo y etapas intermedias durante las iteraciones con el fin de mejorar la robustez y eficiencia (Plyer et al., 2016).

eFOLKI utiliza un filtro de rango y la métrica ZNCC (Zero-mean Normalized Cross-Correlation) para mejorar la robustez en regiones de baja textura y cambios de iluminación. Un filtro de rango es un filtro no lineal que toma decisiones en base a la vecindad del píxel; en este caso, cada píxel de una imagen es reemplazado por el número de píxeles vecinos con una intensidad menor que la del píxel en cuestión. Por otra parte, la métrica ZNCC mide la

similitud entre señales o imágenes, reduciendo la sensibilidad a variaciones locales de intensidad. De esta manera, eFOLKI logra un equilibrio entre precisión y eficiencia computacional, siendo ideal para aplicaciones de procesamiento de video en tiempo real (Plyer et al., 2016)

En el contexto del correregistro de imágenes satelitales, el algoritmo eFolki evolucionó a GeFOLKI (acrónimo francés para Flujo Óptico Lucas-Kanade Iterativo extendido para Geociencias) y está orientado al correregistro de imágenes heterogéneas como radar-LIDAR o radar-óptico. Este ofrece un enfoque píxel por píxel, eliminando la necesidad de seleccionar puntos de control o puntos de cuadrícula. Además, puede adaptarse a varios desplazamientos entre las dos imágenes, incluso en casos de alto relieve. A pesar de su enfoque píxel por píxel, el algoritmo sigue siendo rápido debido a la optimización del tiempo de cálculo (Brigot et al., 2016).

2.3.3. Flujo Óptico TV-L1

El algoritmo TV-L1 es una mejora más avanzada en la estimación del flujo óptico que aborda las limitaciones del enfoque de Lucas-Kanade. Esta metodología escoge como E_{Data} y E_{Prior} la norma L1, que no es más que la suma del valor absoluto de los elementos del vector. Esta combinación lo hace más robusto en situaciones con discontinuidades y cambios significativos en la textura. Además, en su esquema igualmente adopta una estructura piramidal, lo cual permite la detección de movimientos más grandes (Pérez et al., 2013). La fórmula que describe la energía total $E(u, v)$ en este caso es:

$$E(u, v) = \int \lambda |I_0(x) - I_1(x + u(x))| + |\nabla u| dx \quad (2.7)$$

Donde :

- $I_0(x)$ es la intensidad de la imagen en el tiempo $t = 0$ en la posición x .
- $I_1(x + u(x))$ es la intensidad de la imagen en el tiempo $t = 1$ en la posición $x + u(x)$, donde $u(x)$ es el vector de flujo óptico en la posición x .
- $|\nabla u|$ representa la norma del gradiente de u , que mide la variación espacial del flujo óptico. Este término penaliza cambios bruscos en el flujo óptico.
- λ controla la importancia relativa de los dos términos en la función de energía.

Este planteamiento, a pesar de ser simple, conlleva una dificultad computacional y es que estos términos no son continuamente diferenciables. Zach, Pock, y Bischof (2007) abordan este problema introduciendo la variable auxiliar: $\frac{1}{2\theta}(u - v)^2$, donde un θ muy pequeño fuerza a minimizar la función de energía cuando u y v son casi iguales recuperando así la función original. Así, la estrategia conlleva a una minimización convexa que se puede optimizar alternando pasos actualizando u o v en cada iteración.

En el esquema de minimización aparecen los parámetros críticos de este algoritmo: el *attachment* y el *tightness*. El *attachment* determina la suavidad de la salida; cuanto menor

sea este parámetro, más suaves serán las soluciones obtenidas. Mientras que el *tightness* sirve como vínculo entre el *attachment* y los términos de regularización; este debería tener un valor pequeño para mantener ambas partes en correspondencia (Pérez et al., 2013).

2.3.4. Flujo Óptico Aplicado a Glaciares

Como se ha mencionado previamente, el FO tiene la capacidad de rastrear el movimiento en secuencias de imágenes asumiendo un brillo constante y desplazamientos pequeños entre las escenas. Aunque esta herramienta ha sido utilizada en diversos campos, su aplicación para estudiar la cinemática de glaciares es limitada y se ha centrado principalmente en glaciares descubiertos. A diferencia de otras técnicas, como la correlación de imágenes, el FO puede calcular un vector de movimiento en cada píxel, lo que proporciona una mayor resolución espacial y una mejor capacidad para detectar movimientos sutiles en los glaciares. Por lo tanto, el FO se presenta como una herramienta potencialmente valiosa para analizar la dinámica de los glaciares y su respuesta al cambio climático.

En este apartado se revisarán diferentes estudios que han utilizado el FO para el análisis de la cinemática glaciaria. Estos incluyen estudios que ponen a prueba diversos algoritmos de FO aplicados a glaciares blancos y cubiertos utilizando imágenes adquiridas desde cámaras, vehículos aéreos no tripulados e imágenes satelitales ópticas y de radar.

En primer lugar, en el estudio de (Vogel et al., 2012), se identifica una problemática en el campo del análisis de movimientos de glaciares. Se menciona que, en ese momento, este proceso se realiza de forma manual utilizando imágenes o algoritmos que identifican características de las imágenes a través de coeficientes de correlación, seguido de un tratamiento manual de los datos. Por lo tanto, sugieren la automatización de este proceso mediante el uso de algoritmos de FO que permiten estimar el movimiento de píxeles individuales. Para este fin, comparan los resultados de tres métodos de FO: (1) TV-L1, (2) Filtros Costo-Volumen y (3) Lucas-Kanade Piramidal, con medidas manuales y evalúan el rendimiento utilizando diversas métricas de error. Utilizan como datos de entrada tres conjuntos de ortofotos con una resolución de 1 metro adquiridas con un año de diferencia (1970/71, 1982/83 y 1997/98) del glaciar blanco Unteraargletscher, situado en los Alpes de Berna, Suiza.

Particularmente en los Filtros Costo-Volumen, que no han sido mencionados previamente, se considera un conjunto discreto de posibles soluciones y el problema se reduce a una búsqueda en donde se selecciona la opción con menor error. Como E_{Data} se pueden elegir diferentes funciones de costo; para este estudio se evalúan 2 opciones: (1) La Suma de la Diferencia Absoluta (SAD) de los valores de gris y el gradiente en los puntos coincidentes en la imagen de referencia y la imagen desplazada (Ec. 2.8), y (2) La Correlación Cruzada Normalizada (NCC) (Ec. 2.9) que mide la similitud entre dos series de datos normalizandolas a través de su media (μ) y desviación estándar (σ).

$$C_{SAD}(i, l) = \alpha \min[|I(i, t) - I(i+l, t+1)|, \tau_1] + (1 - \alpha) \min[|\nabla I(i, t) - \nabla I(i+l, t+1)|, \tau_2] \quad (2.8)$$

$$C_{NCC}(i, l) = \sum_{i \in N(i)} \frac{(I(i, t) - \mu_{i,t})(I(i + l, t + 1) - \mu_{i+l,t+1})}{\sigma_{i,t}^2 \sigma_{i+l,t+1}^2} \quad (2.9)$$

Como medidas de evaluación se utilizan métricas comunes en la literatura, como el Error Promedio del Punto Final (*Average End Point Error*, AEP) y el Error Angular Promedio (*Average Angular Error*, AAE). El AEP calcula la distancia entre dos vectores de flujo en 2D, mientras que el AAE compara los ángulos entre dos vectores de flujo en un espacio 3D homogéneo. Estos errores se promedian en todos los puntos de prueba. Además, se informa del Error Cuadrático Medio Normalizado (NRMS) del AEP, junto con los cuantiles del AEP, para mitigar la influencia de valores atípicos.

Como principales conclusiones de este estudio se destaca el buen desempeño del algoritmo TV-L1 que superó a los otros en casi todos los casos, bajando su desempeño en sectores donde el glaciar se encuentra cubierto de nieve estacional. Por otro lado, se observa que el método de Lucas-Kanade Piramidal tiene el peor desempeño en todos los casos (Tabla 2.2). Finalmente, es relevante destacar que en una evaluación de consistencia se identificó que los resultados del algoritmo TV-L1 son consistentemente entre un 11 % y un 28 % mejores que los del experto humano (Vogel et al., 2012).

Tabla 2.2: Métricas de los métodos de FO evaluadas en diferentes sectores del glaciar de estudio (Unidad: pixel=m) (Vogel et al., 2012)

Sector	Método	AEP	Q95 %	Q80 %	Q50 %	AAE	NRMS
Z	TV-L1	1,34	4,61	1,74	0,75	10,3°	5,5 %
	CF-NCC	1,69	6,11	1,99	0,89	11,7°	8,2 %
	CF-SAD	3,80	17,29	3,08	1,25	18,4°	24,2 %
	Pyr-LK	18,44	53,45	31,96	12,80	58,8°	62,1 %
L	TV-L1	8,90	44,55	14,29	2,42	14,3°	24,9 %
	CF-NCC	6,51	33,04	6,55	2,17	14,2°	22,4 %
	CF-SAD	25,12	87,20	63,64	4,80	45,5°	62,6 %
	Pyr-LK	35,86	76,16	53,12	33,40	76,2°	64,1 %
R	TV-L1	3,90	15,65	4,60	1,58	7,5°	9,3 %
	CF-NCC	7,40	45,12	5,39	1,99	14,3°	21,2 %
	CF-SAD	19,67	98,73	34,21	3,01	32,2°	43,3 %
	Pyr-LK	36,90	103,42	58,51	28,48	66,3°	55,9 %

Otro estudio que analiza la cinemática glaciar a través del FO es el trabajo realizado por Lenzano et al. (2018) quienes estiman las velocidades de flujo del glaciar Viedma ubicado en la patagonia argentina. Tras probar tres algoritmos de FO, tales como el *Scale-Invariant Feature Transform* y el método de Lucas Kanade piramidal, lo autores seleccionan el método de FO para largos desplazamientos (*Large Displacement Optical Flow*, LDOF) propuesto por Brox y Malik (2011). En esta oportunidad se hace uso de una serie de imágenes capturadas por dos cámaras monoscópicas ubicadas el frente del glaciar desde el 2014 hasta el 2016.

Al igual que otros métodos mencionados, LDOF implementa un marco variacional de grueso a fino entre dos imágenes y calcula el campo de desplazamiento minimizando la energía

a través de la actualización iterativa de las ecuaciones de Euler-Lagrange. Sin embargo, su función de energía impone restricciones adicionales a las vistas anteriormente:

$$E(w) = E_{Color}(w) + \gamma E_{Gradient}(w) + \alpha E_{Smooth} + \beta E_{Match}(w, w_1) + E_{Desc}(w_1) \quad (2.10)$$

Donde :

- α , β y γ son parámetros de ajuste determinados de manera manual.
- $w(u, v) = (u, v)^T$ es el campo de FO.
- w_1 denota los vectores iniciales obtenidos al hacer coincidir el características en algún punto x .

A modo general, los dos primeros términos hacen alusión al término de consistencia (E_{Data}) al plantear el supuesto de brillo constante tanto es su intensidad como en su gradiente. El tercer término corresponde al término de regularización (E_{Prior}) en donde se penaliza la variación total del campo de FO mediante una restricción de suavidad. Finalmente, los dos últimos términos se añaden para abordar el problema de los grandes desplazamientos, con estos se obtienen vectores iniciales de desplazamientos w_1 mediante la combinación del emparejamiento de características con el modelo variacional y su optimización de grueso a fino.

Además, en este estudio se incluyen varios métodos de preprocesamiento, como: (1) la corrección y alineación de la imagen para corregir distorsiones de la cámara al objeto; (2) el aumento de puntos de control mediante la intersección de imágenes para generar con precisión un Modelo Digital de Elevación (DEM) y escalar los resultados del FO; y (3) el análisis de correlación entre escenas (CA) para seleccionar imágenes aptas y abordar cambios en el brillo que podrían afectar la estimación del FO. De esta manera, el estudio busca mejorar la precisión y confiabilidad del cálculo del FO para detectar el movimiento de la superficie del glaciar.

La metodología propuesta logró estimar velocidades superficiales en cada píxel de la imagen. Tras escalar los resultados se obtuvieron valores entre 0,5 m/d a 3,5 m/d con errores medios de 0,36 m/d (Figura 2.3). Así, el estudio demostró el potencial y precisión que tienen los algoritmos de FO para el monitoreo de glaciares.

Por otro lado, [Altena y Kääb \(2017\)](#) aplican técnicas de FO a imágenes satelitales, por primera vez en esta revisión bibliográfica, para el estudio de la cinemática de glaciares. Los autores ponen a prueba dos metodologías, una basada en patrones obtenidos a través del FO y otra, en características utilizando el seguimiento de partículas (*Particle Image Velocimetry (PIV)*), que en palabras simples, busca hacer coincidir ventanas de la imagen según similitud (Figura 2.4). Los glaciares estudiados son Kronebreen, ubicado en Svalbard, Noruega, y Kaskawulsh, Canadá. Mientras que las imágenes utilizadas son las adquiridas por el satélite SPOT-5, misión que obtuvo imágenes multiespectrales (Verde, Rojo, NIR y SWIR) entre el 11 de julio y el 8 de septiembre de 2015 con una resolución espacial de 10 m.

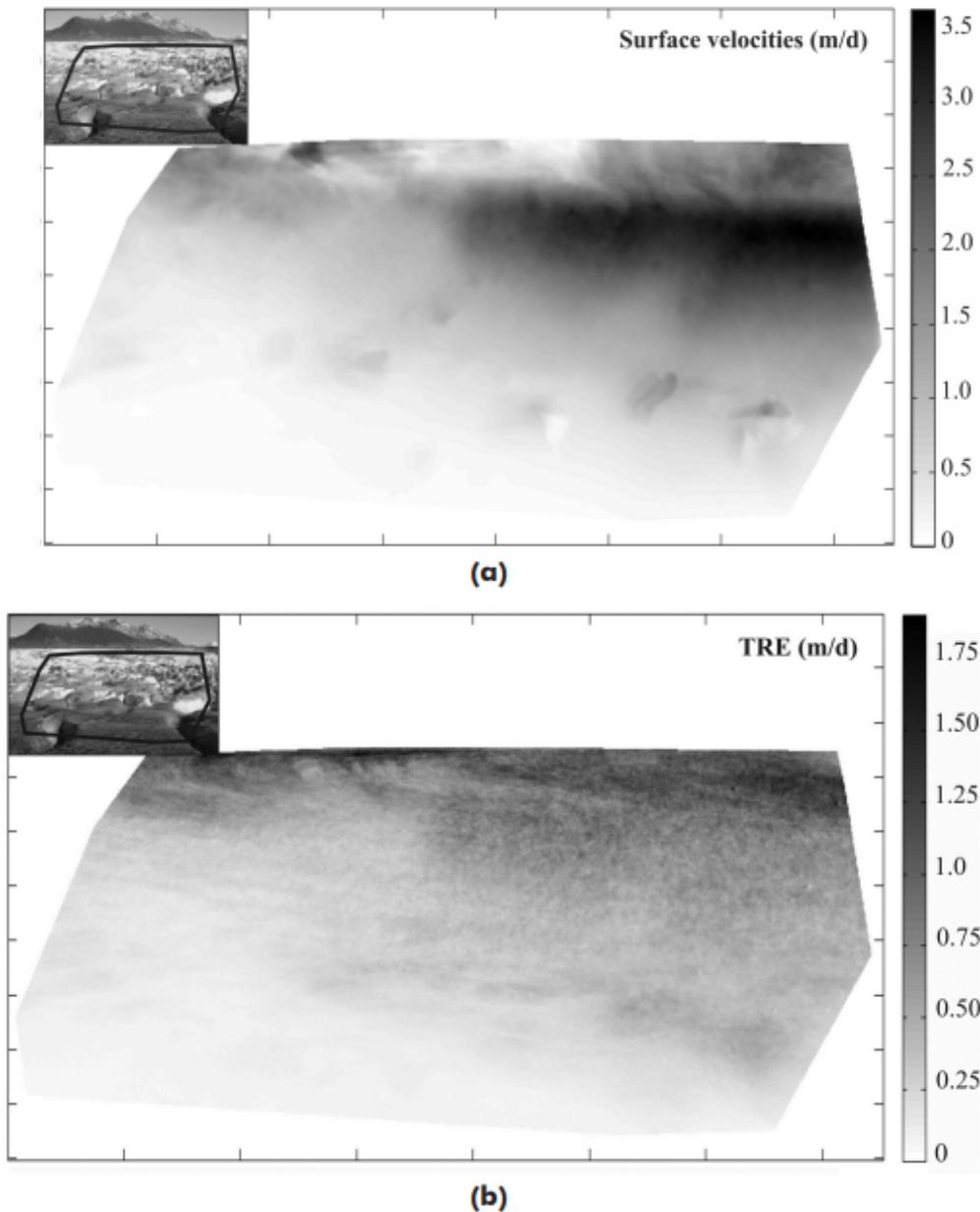


Figura 2.3: (a) Vectores de flujo en metros por día (m/d), y (b) Modelo de error obtenido por píxel. (Lenzano et al., 2018).

Este estudio analiza series temporales con resolución temporal semanal del flujo del glaciar a lo largo de las transectas que recorren el eje del glaciar validadas con datos GPS. Las imágenes son preprocesadas con un filtro de paso alto y se seleccionan los píxeles que intersectan las trayectorias creadas.

Este estudio reveló variaciones estacionales y espaciales validadas de la velocidad de los glaciares. Se destacó la capacidad de identificar patrones estacionales y la aceleración del verano en ambos glaciares. Además, se demostró la viabilidad de utilizar imágenes satelitales para este tipo de estudios y se habla de la potencialidad de integrar múltiples satélites, tales como Landsat y Sentinel, para el monitoreo de glaciares y contribuir al avance de las investigaciones en ciencias de la criósfera.

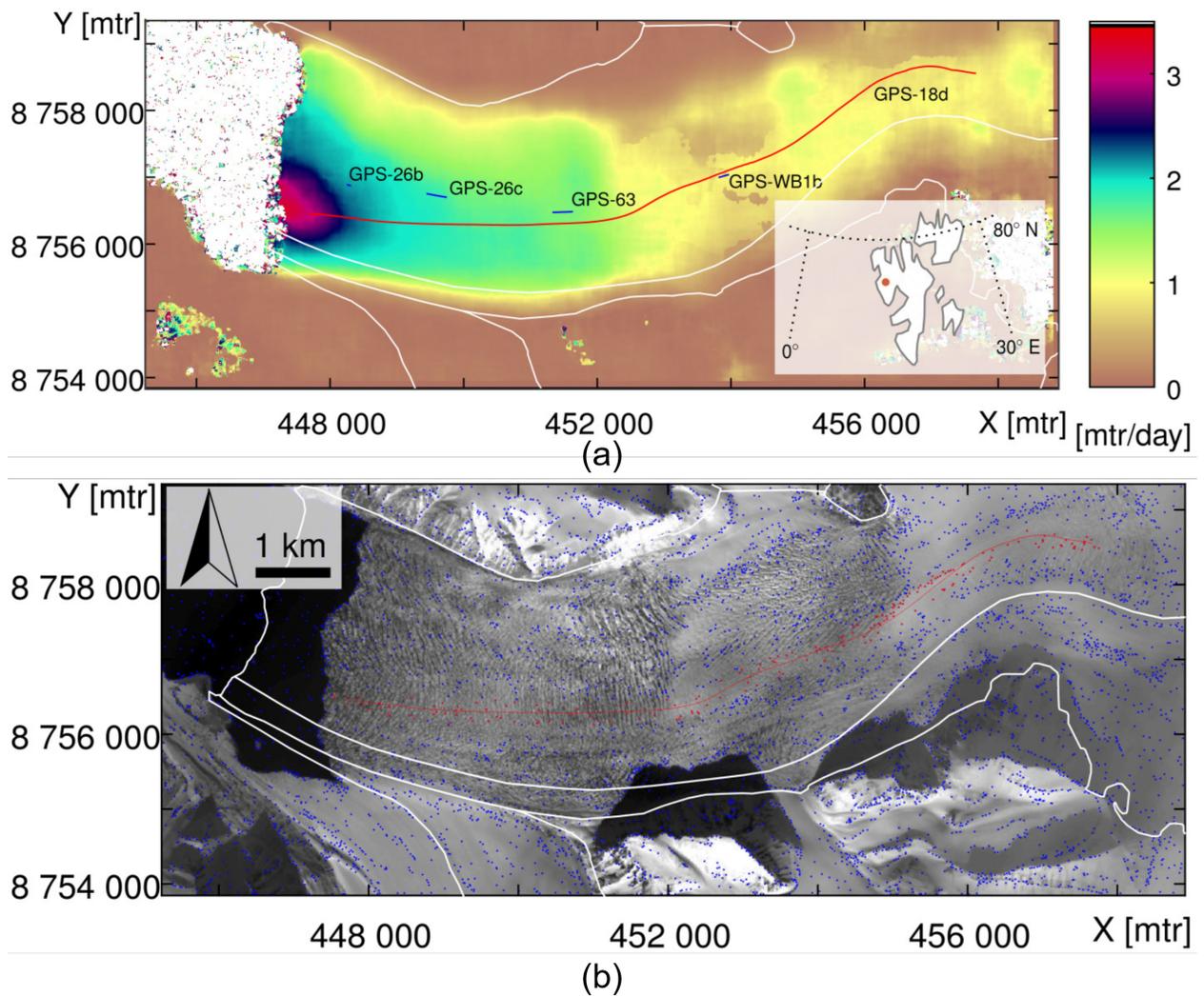


Figura 2.4: (a) Magnitud del glaciar Kronebreen según el FO. En rojo se resalta la transecta utilizada y las líneas azules indican la ruta de viaje de las estacas GPS, y (b) Partículas detectadas por la metodología PIV. Los puntos azules resaltan todas las esquinas detectadas y los puntos rojos indican aquellos utilizados para el seguimiento. (Altena & Käab, 2017).

Finalmente, el único estudio que aplica el FO a un glaciar cubierto de detritos corresponde al realizado por Fu et al. (2022). Este artículo presenta un metodología para obtener mapas de velocidad superficial y series de tiempo aplicando el FO a imágenes de radar. El algoritmo utilizado corresponde al método GeFOLKI, basado en el método de Lucas-Kanade. Este es comparado con una técnica ampliamente utilizada en el rubro como lo es el *pixel offset-tracking* (PO). El cuerpo de estudio corresponde al glaciar Hailuogou (HG), China y las imágenes utilizadas corresponden a imágenes de radar obtenidas por la misión ALOS, específicamente por el sensor PALSAR, entre el 1 de diciembre del 2017 al 21 de septiembre del 2018. Previo al preprocesamiento de imágenes estas tenían una resolución espacial de 1,83 metros en la dirección del azimut y 1,43 metros en la dirección del rango; además, fueron adquiridas en modo stripmap con polarización horizontal transmitida-horizontal (HH) desde una trayectoria ascendente.

La metodología propuesta consiste en la selección de combinaciones de pares de imágenes basadas en intervalos temporales y espaciales pequeños (*Small Baselines Subset*, SBAS), el algoritmo GeFOLKI es aplicado a cada uno de los pares de imágenes seleccionados. Luego en cada píxel se eliminan datos atípicos asumiendo un comportamiento gaussiano en cada uno de estos y eliminando aquellos valores que estén fuera del intervalo de confianza del 95 %. Finalmente, se combina la información de los distintos pares de imágenes para generar series de tiempo.

El FO resultó mejorar la cobertura de monitoreo de la velocidad del flujo glaciar del 73.5 % al 99.6 % en comparación con la estrategia PO-SBAS (Figura 2.5). También mostró ser una estrategia más robusta y computacionalmente más eficiente haciéndolo una herramienta apta para el estudio de la dinámica de glaciares cubiertos de detritos.

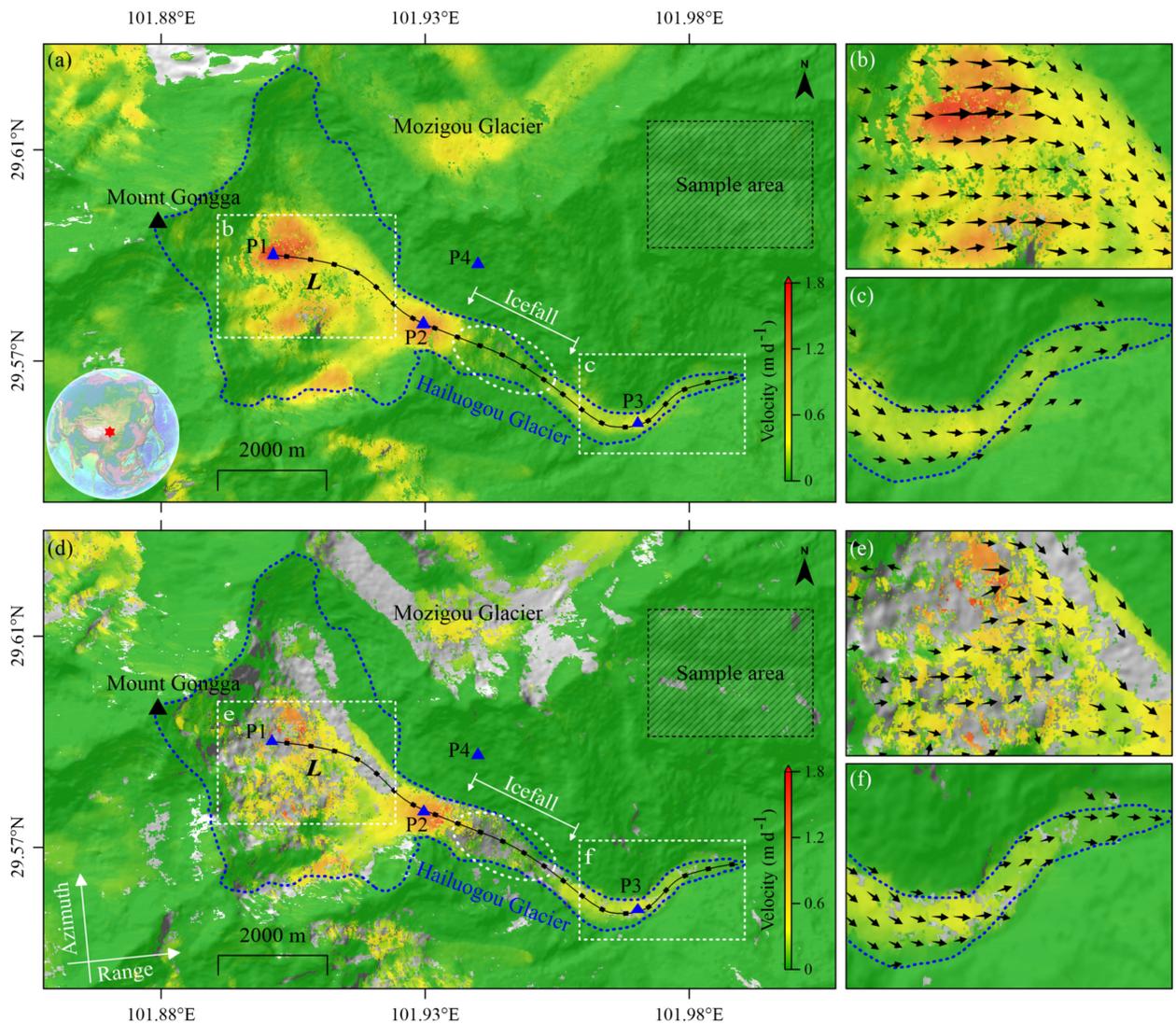


Figura 2.5: Velocidad media y dirección del flujo (las flechas indican la dirección y su longitud corresponde a la magnitud de la velocidad) del HG obtenido por (a) OF-SBAS y (d) PO-SBAS (Fu et al., 2022).

Capítulo 3

Caracterización del Sitio de Prueba y Datos para la Validación

3.1. Ubicación del Área de Estudio

El área donde se valida el algoritmo corresponde al glaciar cubierto de detritos La Pirámide, ubicado en Los Andes centrales chilenos (33,5°S). Específicamente, se sitúa al oeste del límite fronterizo con Argentina, limitado al norte por una pared montañosa donde destaca el cerro Pirámide, y sus aguas de fusión fluyen hacia el sur hasta el río Yeso (Figura 3.1). Este glaciar es característico de la criósfera de la zona y forma parte del complejo de glaciares que abastecen de agua a la mayoría de los sectores de la Región Metropolitana durante los meses estivales secos (Brenning, 2005; Bodin et al., 2010).

El glaciar cubierto La Pirámide tiene un área de 4,6 km², una longitud total de 6,5 km, un rango de altitudes que varía entre los 3.350 y 4.000 m.s.n.m. y fluye principalmente hacia el sur, con una pendiente promedio de 10°. Este se encuentra casi completamente cubierto, su topografía superficial es irregular y presenta numerosas lagunas y depresiones por la fusión de hielo (Torres et al., 2013).

3.2. Datos

La metodología propuesta se construye utilizando imágenes satelitales y se valida con datos de posicionamiento tomados en terreno sobre el glaciar cubierto de detritos La Pirámide. Para ello se calcula una métrica de error entre las velocidades estimadas a partir de los desplazamientos de ambas fuentes. Es fundamental destacar que estos datos difieren en su naturaleza, ya que las mediciones *in situ* son puntuales, mientras los desplazamientos calculados por el algoritmo representan un área vinculada a la resolución espacial de las imágenes de entrada, que, en este caso, es de 10 m. La explicación detallada de los datos utilizados se encuentra a continuación, mientras que la estrategia de validación para abordar esta disparidad, se encuentra desarrollada en el capítulo 5.

3.2.1. Datos satelitales

Para la aplicación del algoritmo, se utilizan bandas espectrales adquiridas por el satélite Sentinel-2, el cual forma parte de las misiones del programa Copernicus de la Agencia Espacial Europea (ESA). Esta misión cuenta con una constelación de dos satélites, Sentinel-2A (lanzado en 2015) y Sentinel-2B (lanzado en 2017), que adquieren imágenes con una resolución temporal conjunta de 5 días. Estas imágenes cuentan con 13 bandas espectrales y resoluciones espaciales de 10 m, 20 m o 60 m según el espectro electromagnético cubierto.

El programa Copernicus ofrece productos con distintos niveles de procesamiento, para este estudio se utilizaron las imágenes de nivel 2A correspondientes a imágenes ortorectificadas con niveles de reflectancia por debajo de la atmósfera, es decir, datos de reflectancia de la superficie terrestre obtenidos tras realizar una corrección atmosférica.

El movimiento detectado a partir de imágenes consecutivas depende de la resolución espacial, es decir, para poder detectar el movimiento de un objeto que se mueve dentro de la escena, es necesario que tanto el objeto como la magnitud del desplazamiento sean identificables; así, entre mejor sea la resolución, se podrán identificar movimiento de menor magnitud. Por lo tanto, las bandas seleccionadas para el estudio corresponden a aquellas que tienen la mejor resolución espacial proporcionadas por el satélite Sentinel-2, es decir, las bandas de 10 m: B2 (Azul), B3 (Verde), B4 (Rojo), B8 (Infrarrojo cercano-NIR).

3.2.2. Datos *in situ*

El glaciar cubierto de detritos La Pirámide cuenta con 10 crucetas en su superficie, instaladas y monitoreadas por la Dirección General de Aguas (DGA). Dicho monitoreo ha sido realizado anualmente desde el 2014 hasta el presente año, y sus mediciones son realizadas 1 o 2 veces a inicios y/o finales de la época estival (Figura 3.2) (DGA, 2023).

Según las mediciones reportadas por la DGA, el glaciar muestra una velocidad decreciente desde su cabecera, con valores de 10 a 12 m/año en la zona más alta, 6 a 9 m/año en la zona central y 1 a 2 m/año en su zona más baja (Figura 3.2).

Para visualizar de manera efectiva la temporalidad y disponibilidad de los datos, la Figura 3.3 presenta un cruce temporal que destaca la presencia de 6 medidas *in situ* que pueden ser comparadas con los desplazamientos o velocidades obtenidas a partir de la metodología propuesta, para así validar el algoritmo. Cabe destacar que, si bien los datos satelitales se muestran continuos, estos se adquieren cada 5 o 10 días; por lo tanto, es posible que las comparaciones realizadas difieran en unos cuantos días.

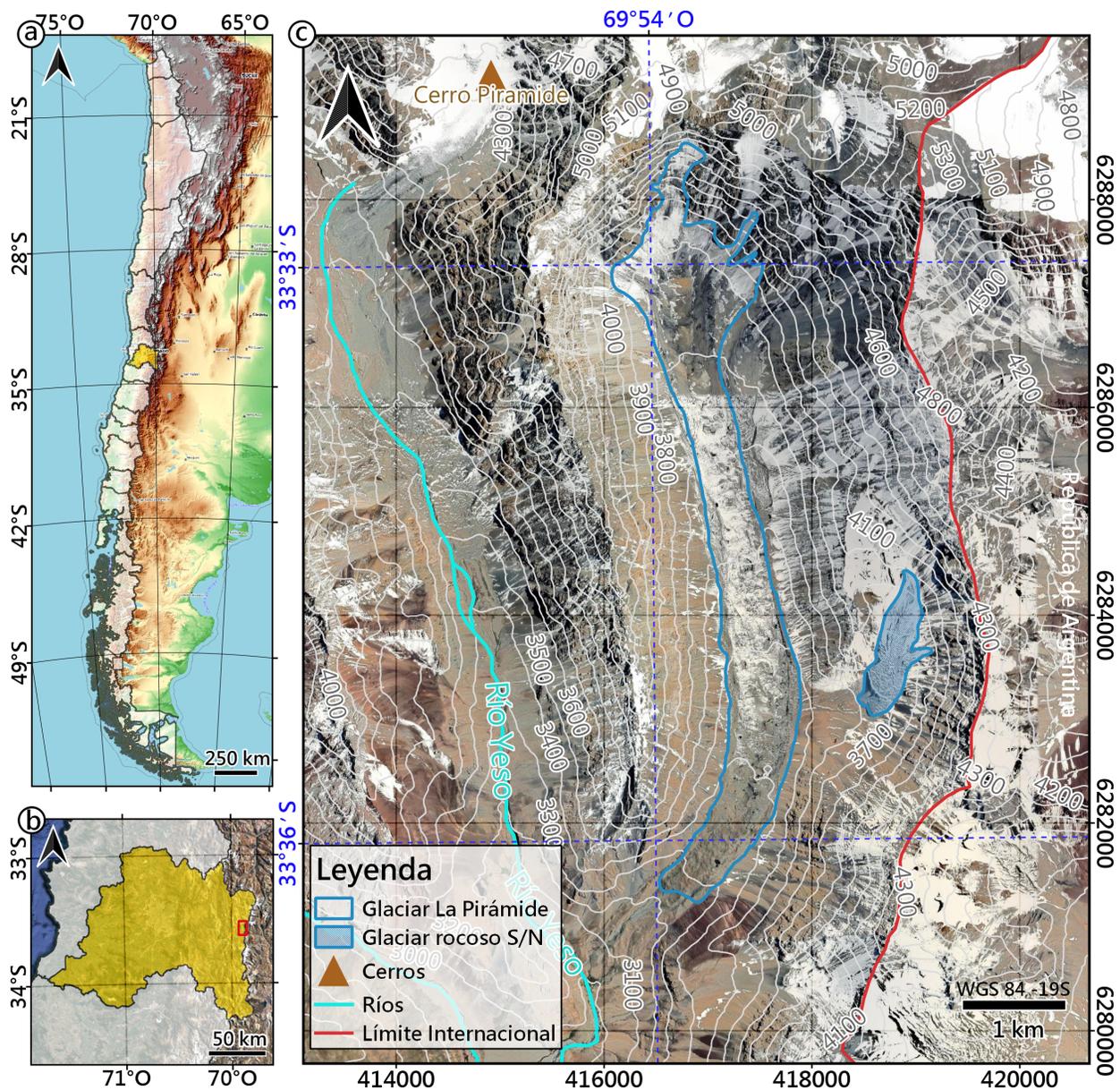


Figura 3.1: Ubicación de los cuerpos glaciares estudiados. En (a) y (b) se muestra su ubicación dentro del territorio de chileno, mientras que en (c) se muestra el límite de los glaciares establecido por la Dirección General de Aguas (DGA) junto con puntos de referencia tales como ríos, cerros y el límite internacional.

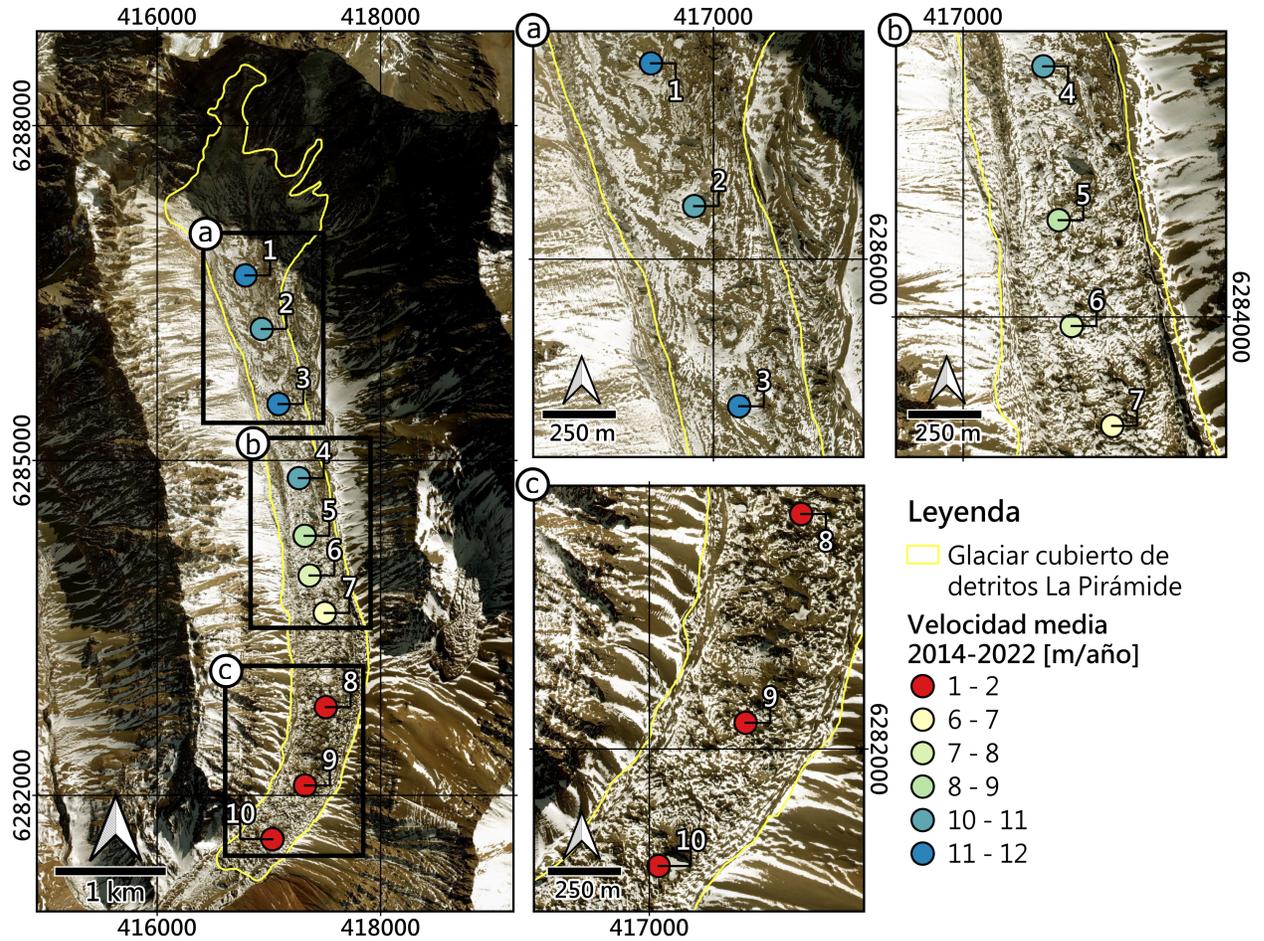


Figura 3.2: Ubicación referencial de crucetas instaladas sobre el glaciar cubierto de detritos La Pirámide y velocidades medias estimadas. Los paneles (a), (b) y (c) corresponden a un acercamiento a la ubicación de las estacas

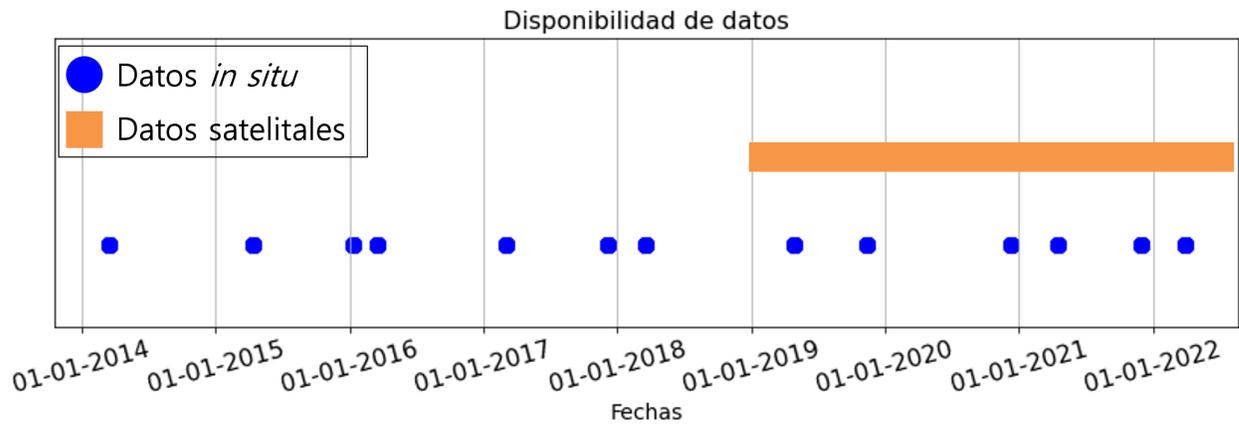


Figura 3.3: Representación temporal de los datos disponibles para la estimación de velocidades y validación.

Capítulo 4

Propuesta Metodológica: Adaptación de un algoritmo de Flujo Óptico

El propósito de esta investigación es estimar el campo de Flujo Óptico (FO), el cual corresponde al campo de desplazamiento de píxeles entre dos imágenes consecutivas. Como se expuso en el capítulo 2, el esquema de cálculo del FO parte de la suposición de que el movimiento entre estas imágenes es pequeño y que el brillo de los píxeles no cambia; es decir, se asume que un píxel que se mueve mantendrá el mismo brillo en ambas tomas. Con el objetivo de cumplir con estos supuestos, se ha desarrollado un esquema de trabajo que abarca varias etapas: la selección de imágenes satelitales, el preprocesamiento de estas, el cálculo del FO y postprocesamiento de los resultados (Figura 4.1).

4.1. Selección de imágenes

Como ya ha sido mencionado, el esquema propuesto hace uso de las imágenes adquiridas por el satélite Sentinel-2, los cuales utilizan sensores que dependen de la luz solar. Con el fin de satisfacer el supuesto de brillo constante, se lleva a cabo una rigurosa selección de imágenes mediante la aplicación de diversos filtros. Estos filtros se basan en las fechas de adquisición, la presencia de nubes, el porcentaje de cobertura nival en cada escena y el análisis de los histogramas de las bandas utilizadas (B2, B3, B4, B8).

La primera serie de filtros se centran en las condiciones de adquisición de las escenas. Cada producto satelital proporciona metadatos completos que contienen información sobre la órbita del satélite, la nubosidad de la escena, la posición del sol, la fecha y hora de adquisición, entre otros. Con el objetivo de minimizar la presencia de cobertura nival y la nubosidad, se priorizan las imágenes capturadas en verano (diciembre a marzo) y se seleccionaron imágenes con un bajo porcentaje de nubosidad ($<25\%$). Posteriormente, las imágenes resultantes son cortadas al área de estudio.

A continuación, se calcula el Índice de Diferencia Normalizada de Nieve (*NDSI*) en cada área resultante. Este índice, ampliamente utilizado en la detección de nieve, se calcula

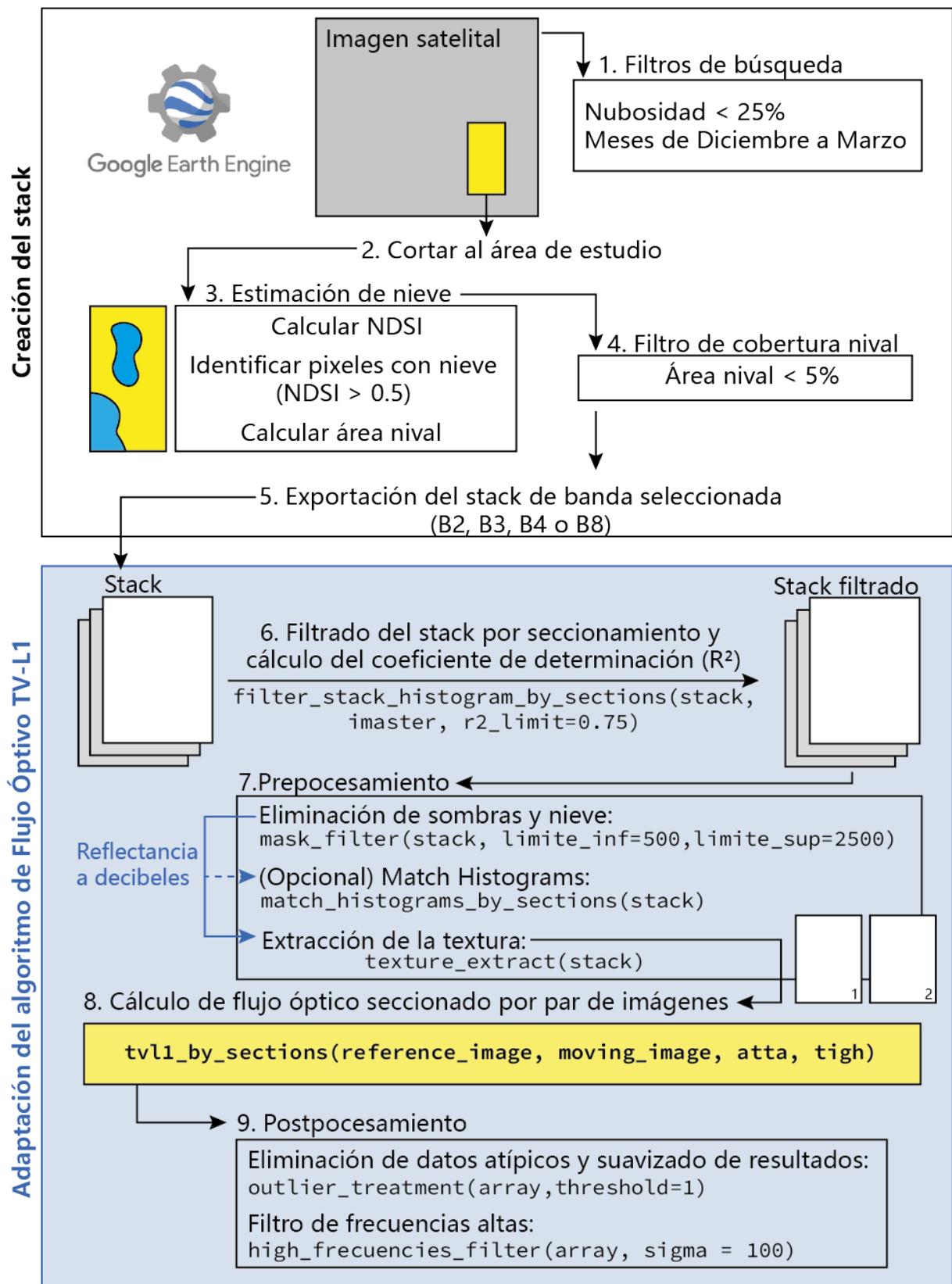


Figura 4.1: Propuesta metodológica para la estimación del desplazamiento superficial de glaciares rocosos y cubiertos de detritos.

como la diferencia normalizada entre las bandas verde e infrarrojo de onda corta (*SWIR*), correspondientes a las B3 y B11 de Sentinel-2 (Ec. 4.1). Como los valores altos de este índice indican la presencia de nieve, se define un umbral mínimo de 0,5 para identificar aquellos píxeles con cobertura nival. Una vez realizado este procedimiento, se calcula el área de la nieve en cada escena y se obtiene el porcentaje de esta en base a la totalidad del área de estudio definida. Finalmente, se seleccionan aquellas imágenes que tenían una presencia de nieve menor al 5%.

$$NDSI_{Sentinel-2} = \frac{Verde_{B3} - SWIR_{B11}}{Verde_{B3} + SWIR_{B11}} \quad (4.1)$$

Después de basarse en los metadatos generales de las escenas, se procede a extraer series de tiempo de las bandas deseadas en formato stack (B2, B3, B4, B11). Cabe destacar que los límites seleccionados pueden ser modificados, otras variables pueden también ser consideradas en los filtros, tales como la posición del sol; por otro lado, áreas más grandes podrán necesitar la creación previa de mosaicos, lo cual implica una mayor cantidad de toma de decisiones. Este conjunto de decisiones dependerá del área de estudio y la disponibilidad de imágenes. Lo relevante de esta etapa es crear el stack necesario para aplicar el algoritmo de FO propuesto.

En el primer paso del algoritmo, se efectúa una selección de escenas del stack basada en la forma de los histogramas de cada una de estas. Los valores de cada banda se encuentran en unidades de reflectancia, y los histogramas representan la frecuencia con la que aparece cada valor de píxel en la imagen. Para este filtro, se selecciona una escena de referencia con condiciones óptimas, y se buscan otras cuyos histogramas sean similares a esta de manera distribuida. Para ello, tanto la imagen de referencia como la comparada son seccionadas, y en cada una de las partes se busca que los histogramas sean parecidos. La evaluación de similitud se lleva a cabo a través del cálculo del coeficiente de determinación (R^2) entre las frecuencias de la escena de referencia y las comparadas (Ec. 4.2). Este coeficiente va de 0 a 1 y es normalmente utilizado para evaluar la bondad de ajuste de un modelo de regresión, valores altos indican un mejor ajuste; así, se escogen todas aquellas escenas cuyo R^2 sea mayor a 0,75 en todas sus secciones (Figura 4.2). De esta manera, se logra una selección precisa de imágenes que sean parecidas espacialmente en la intensidad de su brillo.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (F_{i,referencia} - F_{i,candidata})^2}{\sum_{i=1}^n (F_{i,referencia} - \bar{F}_{i,referencia})^2} \quad (4.2)$$

Este esquema conjunto de selección de imágenes garantiza que las condiciones ideales se cumplan para la estimación precisa del FO, contribuyendo a la obtención de resultados fiables en la detección de movimiento.

4.2. Preprocesamiento

Tras la selección de escenas, se procede al preprocesamiento de las imágenes resultantes buscando siempre cumplir de la mejor manera los supuestos necesarios para la aplicación del

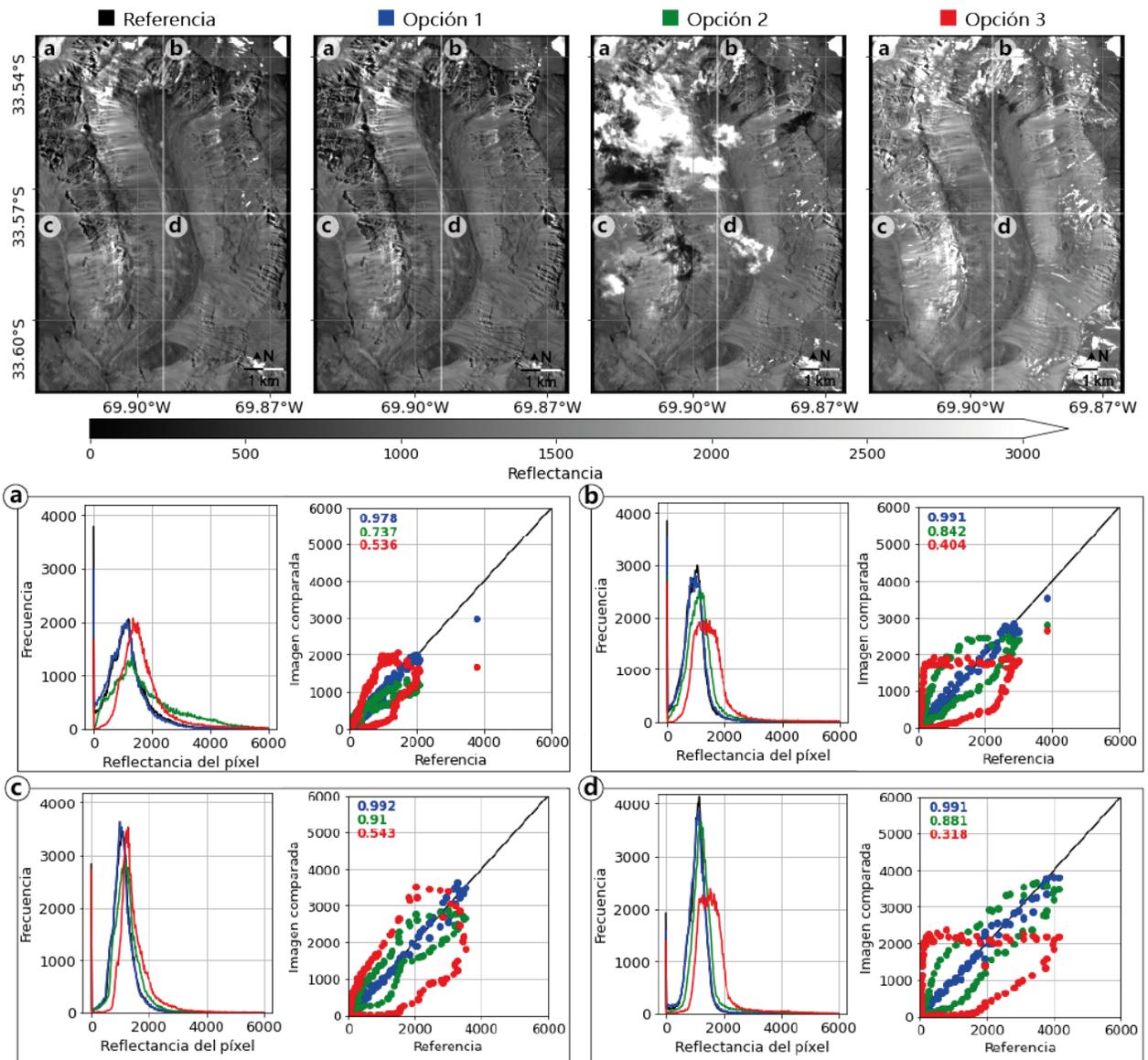


Figura 4.2: Ejemplo del algoritmo de búsqueda de imágenes similares. Se muestran 4 imágenes, 1 referencia y 3 opciones, seccionadas en 4 partes. Los histogramas junto con sus respectivos gráficos de dispersión y R^2 se encuentran en el panel de la derecha. En este ejemplo las opciones 2 y 3 son descartadas.

FO. En primer lugar, se crea una máscara con el fin de minimizar los errores causados por la presencia aleatoria de sombras, nubes y nieve en distintas escenas. Las máscaras permiten extraer los píxeles no deseados de un archivo tipo ráster. Las sombras, al ser oscuras, presentan valores bajos de reflectancia (<500), mientras que las nubes y la nieve, al ser de color blanco, presentan valores altos (>2500). Por lo tanto, se genera una única máscara donde se definen como 1 los lugares con valores dentro de este rango en todas las capturas y como 0 los lugares fuera de este rango en todas las capturas, es decir, se crea una máscara en cada escena y luego todas estas son multiplicadas entre sí para obtener una única máscara. Esta máscara se aplica en todas las imágenes, garantizando que los valores definidos como 0 permanezcan siempre inalterados (Figura 4.3(b)).

Posteriormente, las imágenes se transforman a decibeles. Los decibeles son el formato estándar en el cual se almacenan las imágenes y se pueden representar como una escala de grises que va desde el color negro, representado por el valor 0, hasta el blanco, representado por el valor 255. Esto proporciona la flexibilidad de trabajar con algoritmos de procesamiento de imágenes ya programados y ampliamente utilizados en la literatura.

Dentro de este estudio, se emplea el algoritmo “*Cartoon-Texture Decomposition*”. Este divide la imagen en dos componentes: la textura, que comprende los bordes, y la caricatura, que está compuesta por la imagen suavizada. La caricatura retiene las sombras y luces de la imagen, por lo que al extraer solo la parte textural de ella se contribuye a obtener resultados más precisos al aplicar el FO (Figura 4.3(c)). Esta descomposición se logra utilizando el modelo de eliminación de ruido de imagen basado en variación total de Rudin, Osher y Fatemi (Rudin et al., 1992). Para una imagen con un valor de intensidad $I(x)$, la caricatura $I_S(x)$ se da como la solución de la ecuación 4.3 y la parte textural $I_T(x)$ se calcula como la diferencia entre la imagen original y su versión sin ruido, $I_T(x) = I(x) - I_S(x)$.

$$I_S(x) = \min_{I_s} \int_{\Omega} |\nabla I_S| + \frac{1}{2\theta} (I_S - I)^2 dx \quad (4.3)$$

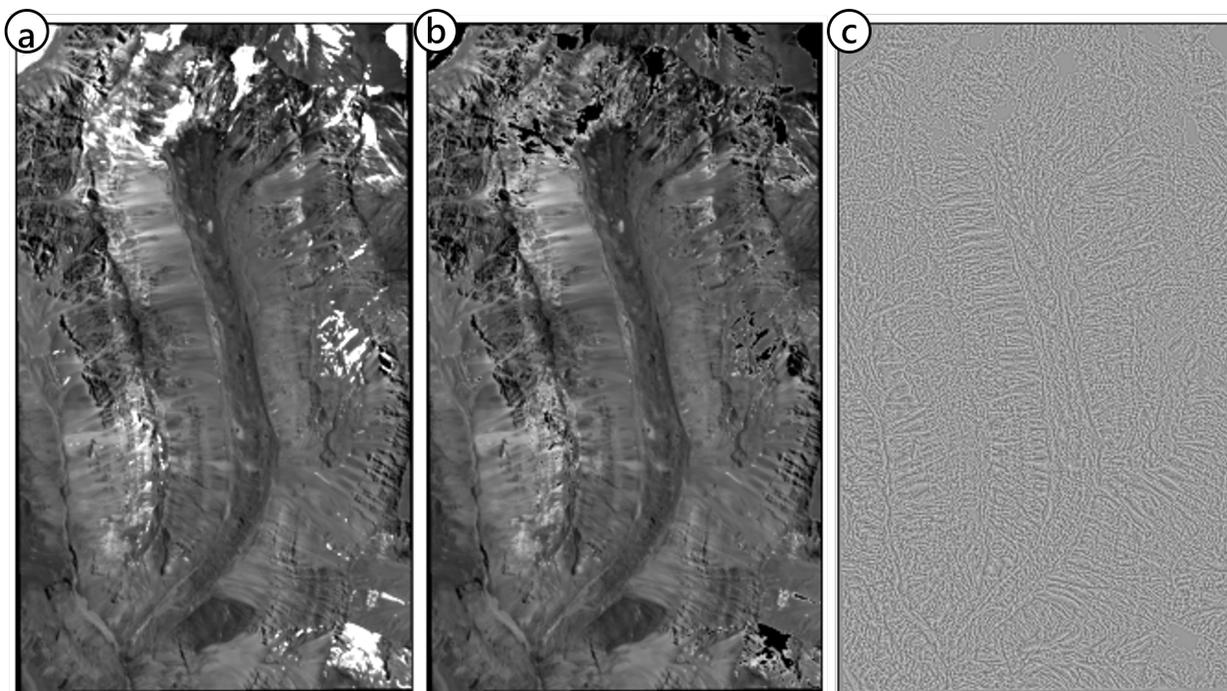


Figura 4.3: Ejemplo de preprocesamiento de las imágenes seleccionadas. (a) Corresponde a la imagen inicial, (b) a la imagen después de aplicar la máscara de sombras, nieve y nubes y (c) a la componente textural de la imagen enmascarada.

Cabe destacar que en esta etapa igualmente es factible aplicar el algoritmo “*Histogram Matching*” cuando no hay disponibilidad suficiente de imágenes. Este modifica los valores de una imagen al comparar su histograma acumulativo normalizado ($G(x)$) con el de una referencia ($H(x)$), de modo que el valor x_i , de la imagen comparada, se convierte en x_j , de la imagen de referencia, cumpliendo la condición $G(x_i) = H(x_j)$. Este algoritmo es imple-

mentado de manera seccionada para evitar la influencia de valores extremos a lo largo de la imagen. Cabe mencionar que su uso sólo mejora los resultados cuando las condiciones de luminosidad entre las escenas son distintas.

4.3. Modelamiento del desplazamiento a través del Flujo Óptico

Una vez realizado un riguroso proceso de selección y preprocesamiento de imágenes, se procede a aplicar el enfoque de cálculo de FO TV-L1. La aplicación directa del FO TV-L1 a las imágenes preprocesadas resulta en un campo de movimiento ruidoso (Figura 4.5(b)), por esta razón se decide implementar un aplicación de este algoritmo de manera segmentada y superpuesta.

Esta estrategia se refiere a hacer uso de una ventana dentro de la cual se calcule el desplazamiento y que en cada iteración se avance la mitad de sus dimensiones, tanto en direcciones verticales como horizontales (Figura 4.4(a)); así, el producto final se compone del promedio de cuatro cálculos, convergiendo así a un resultado más estable. Es importante destacar que las esquinas y bordes, al tener menos áreas superpuestas, quedan con un promedio de 1 y 2 cálculos, respectivamente (Figura 4.4(b)). Así el producto final resultante se suaviza, reduciendo el impacto del ruido y mejorando la calidad de los resultados obtenidos (Figura 4.5(c)). Es importante recordar que para el cálculo del FO TV-L1 es necesaria la selección de los parámetros *attachment* y *tightness*, este proceso es detallado posteriormente en la sección 5.

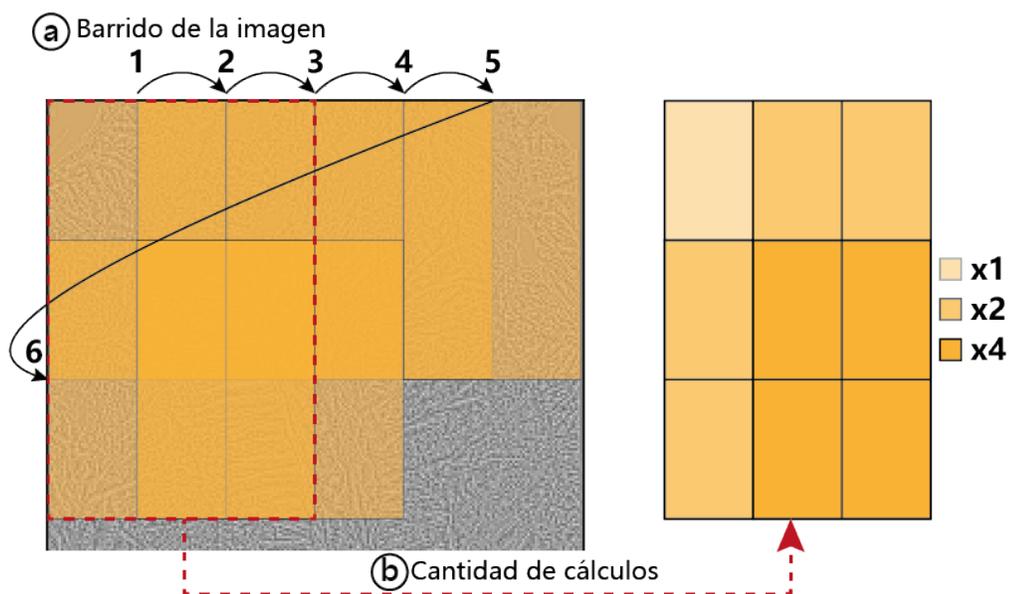


Figura 4.4: Proceso de seccionamiento y superposición utilizado para el cálculo del FO. (a) Muestra la forma en que se recorren cada par de imágenes y (b) la cantidad de cálculos resultante.

Los resultados obtenidos de esta etapa corresponden a matrices (\vec{u} y \vec{v}) que indican la magnitud de desplazamientos en la dirección horizontal (\vec{u}) y vertical (\vec{v}) en unidades de

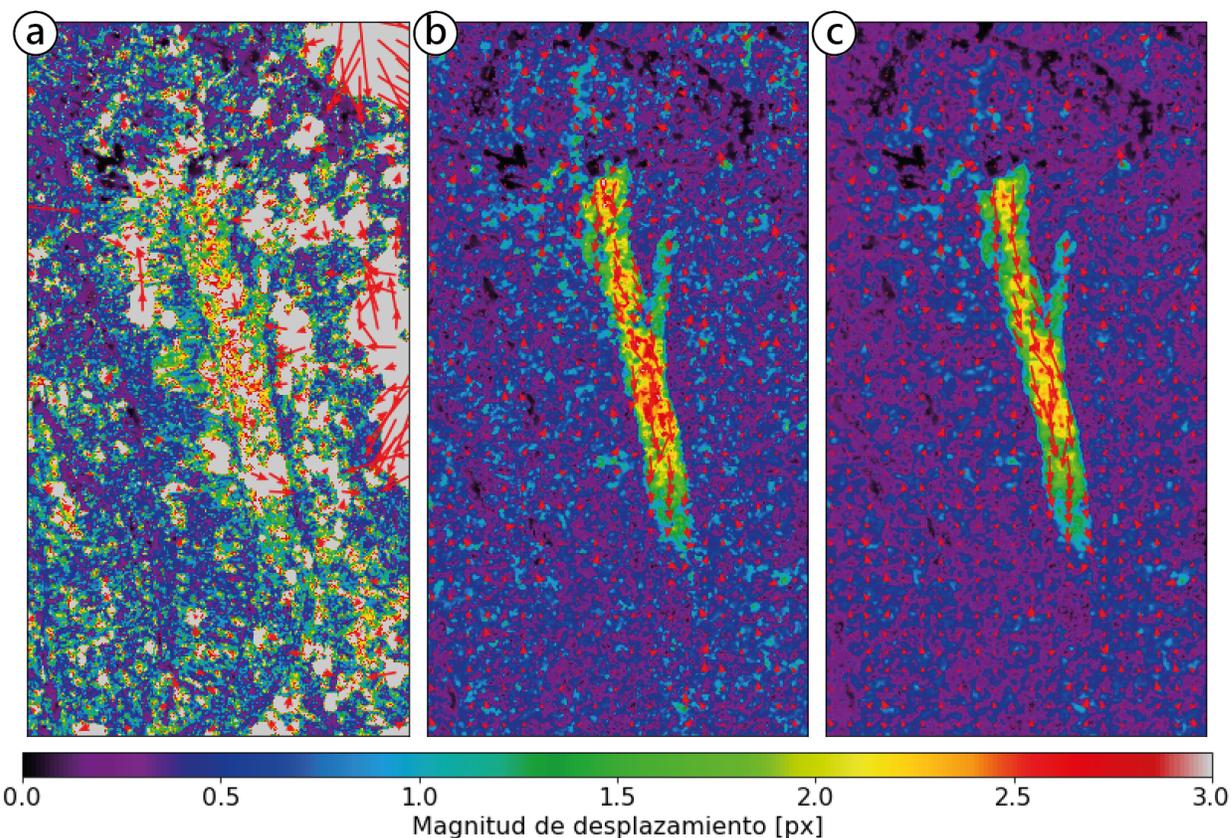


Figura 4.5: Progresión de los resultados después del preprocesamiento de la imagen. (a) Resultado de aplicar Flujo Óptico TV-L1 a imágenes en bruto, (b) resultado al aplicarlo a imágenes preprocesadas y (c) resultado después de incluir un esquema seccionado y superpuesto.

píxel. Con estos vectores es posible obtener la norma ($\|d\|$) y dirección (θ) de cada uno de los píxeles de la escena (Ec. 4.4). Es importante señalar que para obtener velocidades, es necesario transformar las unidades de píxeles a desplazamiento multiplicando por la resolución de la imagen (10 m) y dividiéndolo por el tiempo, obtenido de la diferencia de fechas en las cuales se adquirieron las escenas.

$$\|d\| = \sqrt{\vec{u}^2 + \vec{v}^2}; \quad \theta = \tan^{-1}\left(\frac{\vec{v}}{\vec{u}}\right) \quad (4.4)$$

4.4. Postprocesamiento

Con el objetivo de obtener resultados coherentes, se procede a la eliminación de datos atípicos de las matrices resultantes (\vec{u} y \vec{v}). Para ello, se realiza un recorrido de cada píxel analizando su entorno a través de una ventana romboidal. Esta ventana cuenta con ventajas respecto a las cuadradas al permitir una comparación más isotropa y con una mayor cantidad de píxeles. Esta ventana se compone de 2 píxeles hacia las direcciones verticales y horizontales y 1 píxel en cada diagonal, totalizando 12 píxeles en comparación con la versión cuadrada que tiene 9 píxeles (Figura 4.6(a)). El píxel central se analiza en dirección y magnitud con

respecto a su entorno, su valor es reemplazado por el valor promedio cuando la magnitud del píxel central es mayor a la desviación estándar o cuando su dirección es opuesta (Figura 4.6(b)). De esta manera, se obtienen resultados finales con menos ruido y mayor confiabilidad (Figura 4.7(b)).

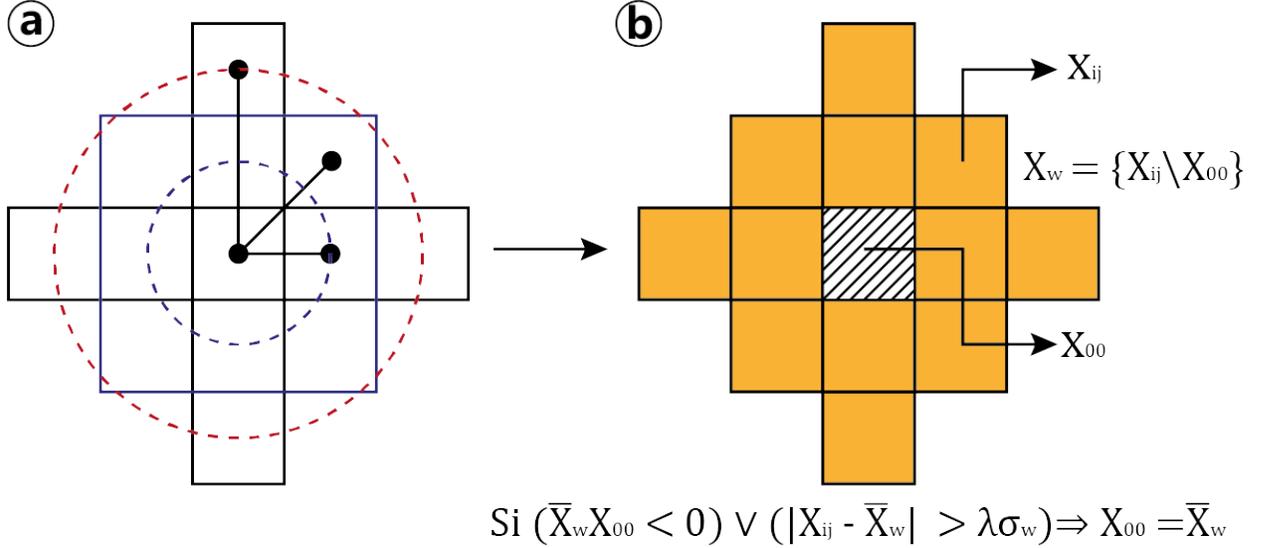


Figura 4.6: Ventana utilizada para la identificación de datos atípicos. (a) Comparación entre ventanas cuadrada y romboidal y (b) toma de decisiones realizada.

Adicionalmente, se aplica un filtro pasa-bajas en el dominio de la frecuencia para eliminar el ruido remanente. En este proceso, el producto resultante se transforma al espacio de la frecuencia mediante la aplicación de la transformada de Fourier. Posteriormente, se crea un filtro gaussiano bidimensional diseñado para atenuar las frecuencias altas y preservar las bajas. La anchura de este filtro es controlada por el parámetro sigma, donde valores más bajos resultan en la atenuación de frecuencias altas más localizadas en la imagen. El siguiente paso implica invertir el resultado al dominio espacial mediante la inversión de la transformada de Fourier. Para conservar la dirección original de los desplazamientos, se recupera la información de dirección de la matriz original, y esta se multiplica por la imagen filtrada. Este enfoque ayuda a reducir el ruido en el producto al eliminar las frecuencias altas no deseadas, manteniendo simultáneamente la dirección de los desplazamientos originales (Figura 4.7(c)).

Cabe destacar que a pesar de todos los procedimientos realizados se identifican señales que pueden ser consideradas como ruido bajo los desplazamientos de 0,5 píxeles, hecho que debe ser considerado en futuros análisis.

Después de llevar a cabo una serie de pasos exhaustivos, que incluyen la meticulosa selección de escenas, el preprocesamiento de las imágenes resultantes, la implementación de un esquema seccionado y superpuesto para el cálculo del Flujo Óptico (FO) con el método TV-L1, y el postprocesamiento de las matrices de desplazamiento obtenidas, se logra satisfactoriamente cumplir con los supuestos fundamentales del FO y reducir el ruido identificado al aplicar este algoritmo a imágenes satelitales. Así, los resultados obtenidos son confiables y coherentes, proporcionando así una base robusta para el análisis de desplazamientos en las escenas estudiadas.

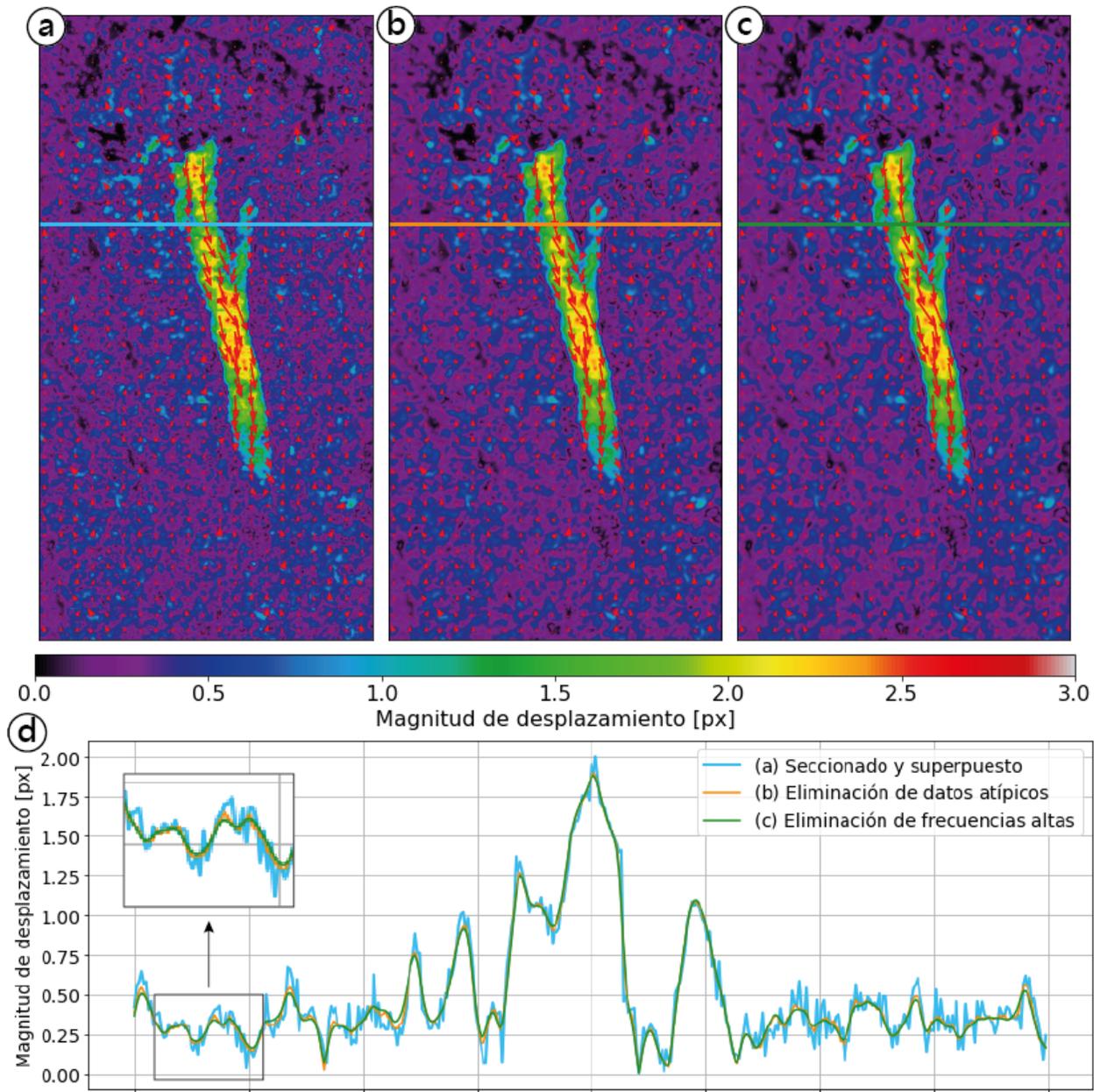


Figura 4.7: Etapas del postprocesamiento de los resultados. (a) Imagen original, (b) imagen después de la eliminación de datos atípicos, (c) producto resultante después de la eliminación de frecuencias altas y (d) transecta que muestra la evolución de las magnitudes en los diferentes procesos.

Capítulo 5

Calibración y validación del algoritmo

Como se detalló en el capítulo 2, el algoritmo de FO TV-L1 requiere de dos parámetros, el *attachment* y el *tightness*, para estimar el desplazamiento entre imágenes. Con el objetivo de seleccionar los valores óptimos de estos parámetros para la estimación del desplazamiento en glaciares rocosos y cubierto de detritos, se llevó a cabo un análisis de sensibilidad, probando diversas combinaciones de estos parámetros y calculando el Error Cuadrático Medio (RMSE) en cada iteración.

El análisis de sensibilidad busca comprender cómo la variación de cada parámetro afecta el rendimiento de un modelo. Para ello, se evaluaron distintas combinaciones de los parámetros *attachment* y *tightness*, variando sus magnitudes desde 0 hasta 50 y 0,5, en intervalos de 2 y 0,02, respectivamente. La evaluación del rendimiento se realizó mediante el cálculo del RMSE, comparando las velocidades medidas *in situ* con las obtenidas por el algoritmo propuesto.

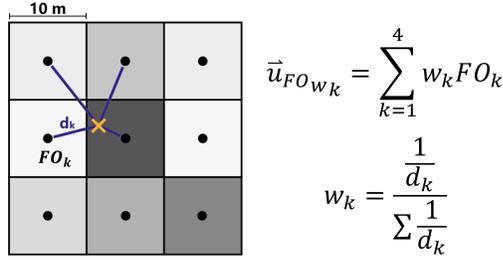
El RMSE se calculó considerando la naturaleza puntual de los datos *in situ* en comparación con los valores estimados por el algoritmo, que representan áreas de 10 m x 10 m. Para ello, se seleccionaron los cuatro píxeles cuyos centroides estaban más cercanos al punto del dato tomado en terreno, y a cada uno de estos se les asignó un peso proporcional a la distancia. Los píxeles más cercanos contribuyen más al valor del desplazamiento estimado por el FO que los lejanos; el valor resultante de desplazamiento ponderado es entonces comparado con el dato *in situ* (Ec. 5.1). Cabe destacar que para esta estimación se utilizaron 7 de las 10 estacas instaladas sobre el glaciar, ya que estas presentaban velocidades sobre los 6 m/año.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{k=1}^4 \frac{(\vec{u}_{FO_{w_k}} - \vec{u}_{insitu})^2}{n}} \quad (5.1)$$

Con :

Donde :

k corresponde a la indexación de los 4 píxeles más cercanos.



$\vec{u}_{FO w_k}$ es el valor de la velocidad obtenida al multiplicar cada píxel por su peso correspondiente.

$\vec{u}_{in situ}$ es la velocidad estimada con los datos *in situ*.

w_k son los pesos de cada píxel, dependientes de la distancia del punto a su centroide.

d_k es la distancia entre el dato *in situ* y el centroide de cada píxel.

Para realizar los procedimientos de calibración y validación, se crearon cuatro *stacks* que contenían series temporales de la banda 2 (azul) con fechas de adquisición cercanas a los datos tomados *in situ*. Debido a la restricción de la fecha de adquisición de los datos en terreno, la selección de escenas se llevó a cabo de manera manual, al igual que la elección de pares a comparar en busca de la mayor similitud en términos de brillo, resultando en cuatro pares por *stack*. Debido a diferencias de luminosidad el tercer par de cada *stack* tuvo que ser preprocesado adicionalmente con el algoritmo de “*Histogram Matching*”. Tres de los *stacks* fueron considerados para el análisis de sensibilidad y el restante se empleó para corroborar los parámetros óptimos resultantes de este análisis (Figura 5.1).

	Fecha <i>in situ</i>	Stack calibración 1	Stack calibración 2	Stack calibración 3	Stack validación
	30-04-2019	21-04-2019	16-04-2019	21-04-2019	16-04-2019
	14-11-2019	27-11-2019	30-11-2019	30-11-2019	27-11-2019
	11-12-2020	11-12-2020	16-12-2020	11-12-2020	16-12-2020
	19-04-2021	20-04-2021	15-04-2021	15-04-2021	20-04-2021
	02-12-2021	01-12-2021	04-12-2021	01-12-2021	04-12-2021
	30-03-2022	29-03-2022	31-03-2022	31-03-2022	29-03-2022

Figura 5.1: Fechas de los datos e imágenes utilizadas para la calibración y validación del algoritmo propuesto. Las llaves marcan los pares de imágenes que fueron comparadas para calcular el desplazamiento.

El análisis de sensibilidad se realizó doce veces, cuatro veces en cada uno de los tres *stacks* de calibración. En la Tabla 5.1 se muestra el punto de cada calibración con el menor RMSE obtenido dentro del espacio de parámetros analizado. Considerando que la selección de imágenes no fue la óptima al estar limitada por las fechas de los datos *in situ*, se llevó a cabo el Test de Chauvenet¹ en cada conjunto de *Attachment*, *Tighness* y RMSE para

¹El Test de Chauvenet es una prueba de hipótesis para determinar si un dato atípico debe ser eliminado de un conjunto de datos. La prueba de hipótesis es una técnica estadística que se utiliza para tomar decisiones sobre si una afirmación acerca de una población es verdadera o falsa, basándose en la evidencia proporcionada por una muestra de datos.

Tabla 5.1: Valores del espacio de parámetros obtenidos en cada calibración con el menor RMSE. Se marcan aquellos pares de imágenes que fueron eliminados. La codificación de las calibraciones XY corresponde a X=número de stack, Y=número de par.

Calibración	11	12	13	14	21	22	23	24	31	32	33	34	X	σ
Attachment	50	4*	50	46	50	20	46	42	44	6*	50	38	43,6	8,75
Tighness	0,34	0,38	0,5	0,34	0,46	0,18*	0,42	0,34	0,5	0,44	0,36	0,38	0,40	0,06
RMSE	0,68	0,99	1,60	1,44	0,83	0,62	2,05	3,04*	0,99	1,00	2,19	1,35	1,25	0,50

*Datos considerados datos atípicos y descartados.

descartar la presencia de datos atípicos y obtener parámetros finales confiables a través del promedio de estos. Se resalta que se tuvieron que eliminar todos aquellos pares de imágenes separadas por un año, indicando que los desplazamientos deben ser lo bastante grandes para una detección precisa y confiable. Además, se elimina el par con un RMSE estadísticamente alto, ya que parámetros que impliquen un error elevado puede afectar negativamente a los cálculos futuros.

En la Figura 5.2 se muestra el promedio y desviación estándar del espacio de parámetros considerando las ocho calibraciones seleccionadas. En esta se puede observar que para valores más altos de *Attachment* y *Tighness* el error disminuye, al igual que la variabilidad de este. Sin embargo, en este sector también se observan superficies más fluctuantes en comparación con sus valores más bajos. El punto obtenido cae en una región de bajo error y variabilidad, lo cual indica que las calibraciones realizadas han sido efectivas para encontrar un punto óptimo en el espacio de parámetros.

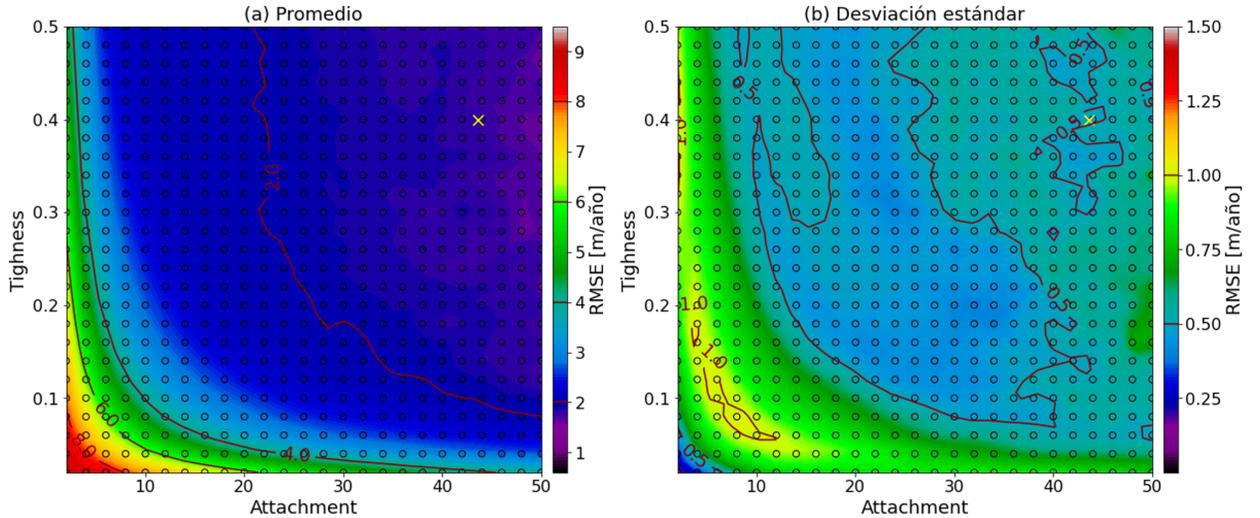


Figura 5.2: Estadísticas del espacio de parámetros de las distintas calibraciones realizadas. (a) Promedio y (b) desviación estándar. Los círculos corresponden a los cálculos realizados, los colores continuos corresponden a interpolaciones de estos y la cruz amarilla marca el promedio de los parámetros obtenidos.

En la Figura 5.3 se muestra el resultado del método propuesto con los parámetros seleccionados aplicados sobre los *stacks* de calibración y validación en contraste con los datos obtenidos en terreno. Además, se incluye una comparación del algoritmo propuesto con el método de Lucas-Kanade (LK), ampliamente utilizado en la literatura, utilizando sus pará-

metros definidos por defecto. Para esta comparación, se aplicó el método de LK sobre las imágenes preprocesadas con el objetivo de cumplir con los supuestos del FO; sin embargo, no se sometió al proceso de post-procesamiento propuesto para el algoritmo de cálculo TV-L1.

Dentro de los márgenes definidos del glaciar por la DGA, ambos métodos muestran movimiento con una magnitud similar subestimando el valor entregado por los datos *in situ* tanto en el *stack* de calibración y validación. Sin embargo, el método de LK muestra grandes magnitudes en algunos sectores de la escena que no deberían presentar mayores movimientos al tratarse de una zona montañosa del sector. Se identifica que en la zona superior del glaciar el método de LK detecta desplazamientos de mayor magnitud que el algoritmo propuesto. Por otro lado, el método de LK presenta límites menos definidos y un movimiento más suavizado, mientras que el algoritmo propuesto presenta un mayor detalle, lo cual implica tener una mayor fluctuación de los valores. Finalmente, se destaca que el rendimiento en ambos *stacks* es similar, lo que indica que el desempeño del algoritmo no disminuye al utilizar los parámetros seleccionados sobre imágenes con las cuales no se calibró.

El proceso descrito ha permitido ajustar y elegir los parámetros *attachment* y *tightness* óptimos del algoritmo propuesto. La comparación entre las velocidades medidas *in situ* y las estimadas por el algoritmo, respaldada por un análisis de sensibilidad, establece una base sólida para la fiabilidad y aplicabilidad en otras áreas de estudio. Con los parámetros óptimos seleccionados, la siguiente sección se centrará en aplicar el algoritmo en una extensa área de los Andes centrales (32°S-33°S) para analizar las contribuciones a la comprensión de los desplazamientos en la zona estudiada.

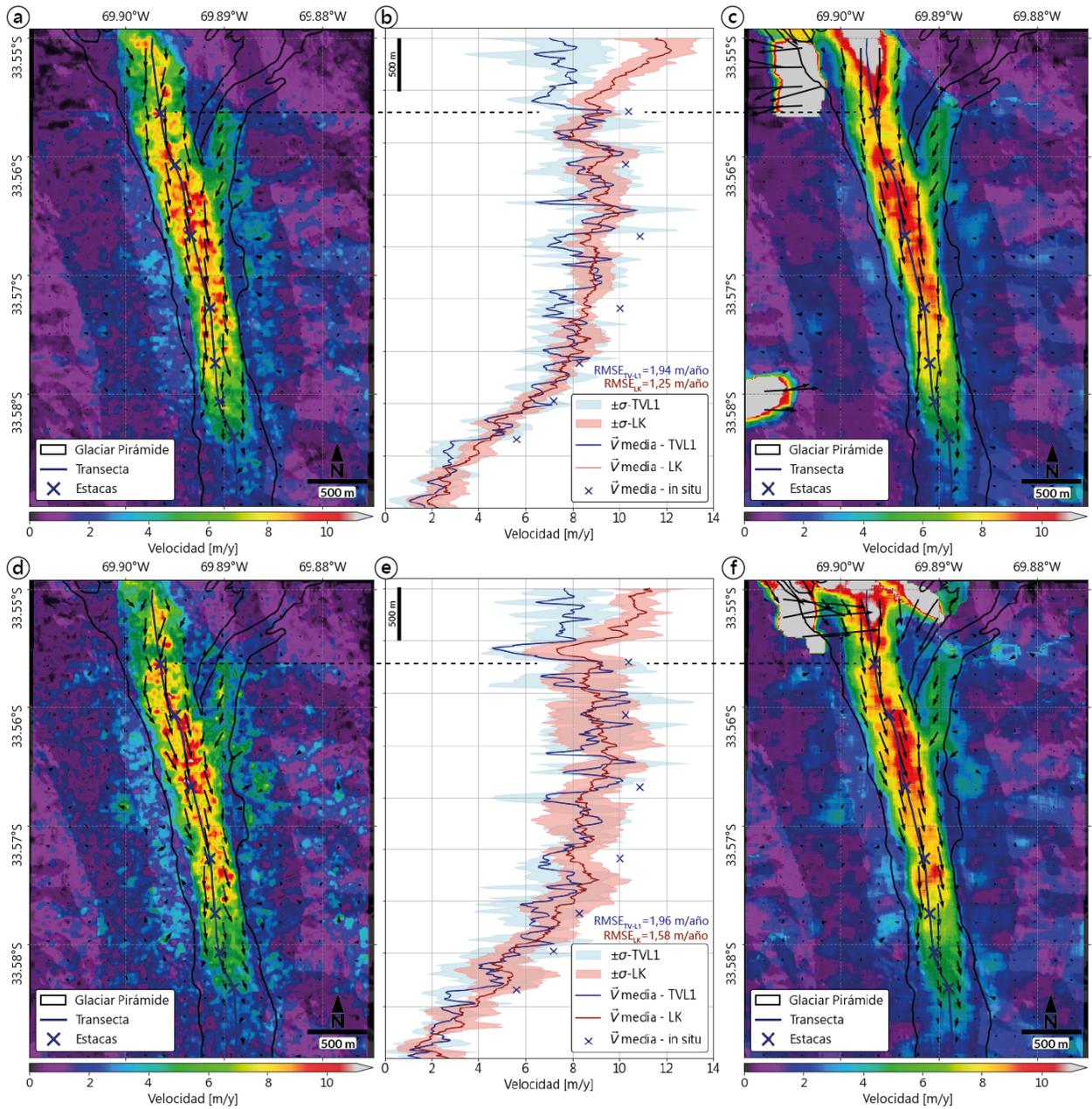


Figura 5.3: Resultado del algoritmo propuesto con los parámetros seleccionados en la etapa de calibración comparados con resultados obtenidos a partir de Lucas-Kanade. (a) Promedio de las 8 realizaciones del algoritmo propuesto con el stack de calibración, (b) valores de la transecta con la desviación estándar y (c) procedimiento análogo con Lucas-Kanade. (d), (e) y (f) mismo procedimiento realizado con el stack de validación.

Capítulo 6

Aplicación a los Andes Centrales

En este capítulo, se presenta la aplicación práctica del algoritmo desarrollado en un sector andino chileno y argentino, ubicado entre los $32,5^{\circ}\text{S}$ y $34,5^{\circ}\text{S}$, con el propósito de caracterizar la cinemática de los glaciares rocosos y cubiertos de detritos de la región.

Para llevar a cabo la aplicación del algoritmo, se siguió el flujo de trabajo presentado. Dada la extensión del área de estudio, se procedió a la creación de mosaicos mensuales utilizando imágenes de baja nubosidad recopiladas durante los meses de noviembre a abril, correspondientes a la temporada de verano. Este proceso condujo a la generación de seis mosaicos mensuales por año, construidos a partir de la mediana de cada píxel. Posteriormente, se realizó un filtrado de los productos resultantes para descartar aquellos con alta cobertura nival, y se formaron *stacks* de las bandas deseadas, en este caso, específicamente se utilizó la banda 2 (azul).

Del *stack* resultante, se seleccionaron pares de datos con más de un año de diferencia temporal y que cumplieran con la condición de brillo constante de manera óptima. Esta selección permitió identificar dos pares de datos aptos: febrero de 2019 en comparación con febrero de 2022, y marzo de 2019 en comparación con marzo de 2022. Al aplicar el algoritmo a ambos productos, se obtuvieron valores de velocidad superficial horizontal, los cuales fueron contrastados con el catastro de glaciares de Chile y Argentina (Figura 6.1).

El catastro de glaciares de Chile del año 2022 incluye una clasificación de glaciares de roca. Sin embargo, los glaciares cubiertos de detritos no están diferenciados y en su mayoría se encuentran clasificados como "glaciar de valle." "glaciar de montaña". Es por ello que la separación de estas crioformas debió realizarse de forma manual a partir de los vectores ya definidos. Por otro lado el catastro de glaciares de Argentina fue publicado el 2018 y cuenta con 4 clasificaciones de estas crioformas: glaciar cubierto, glaciar cubierto con glaciar de escombros, glaciar de escombros activo, glaciar de escombros inactivo. En este caso los glaciares de roca corresponden a los denominados "glaciar de escombros", mientras que el glaciar cubierto con glaciar de escombros hace alusión a aquellos cuerpos transicionales que se consideran glaciares cubiertos en su zona inicial y glaciar de roca en su zona terminal. Para el análisis realizado posteriormente los glaciares rocosos inactivos no fueron considerados.

Posterior al cálculo de las velocidades horizontales, se procedió a realizar un análisis

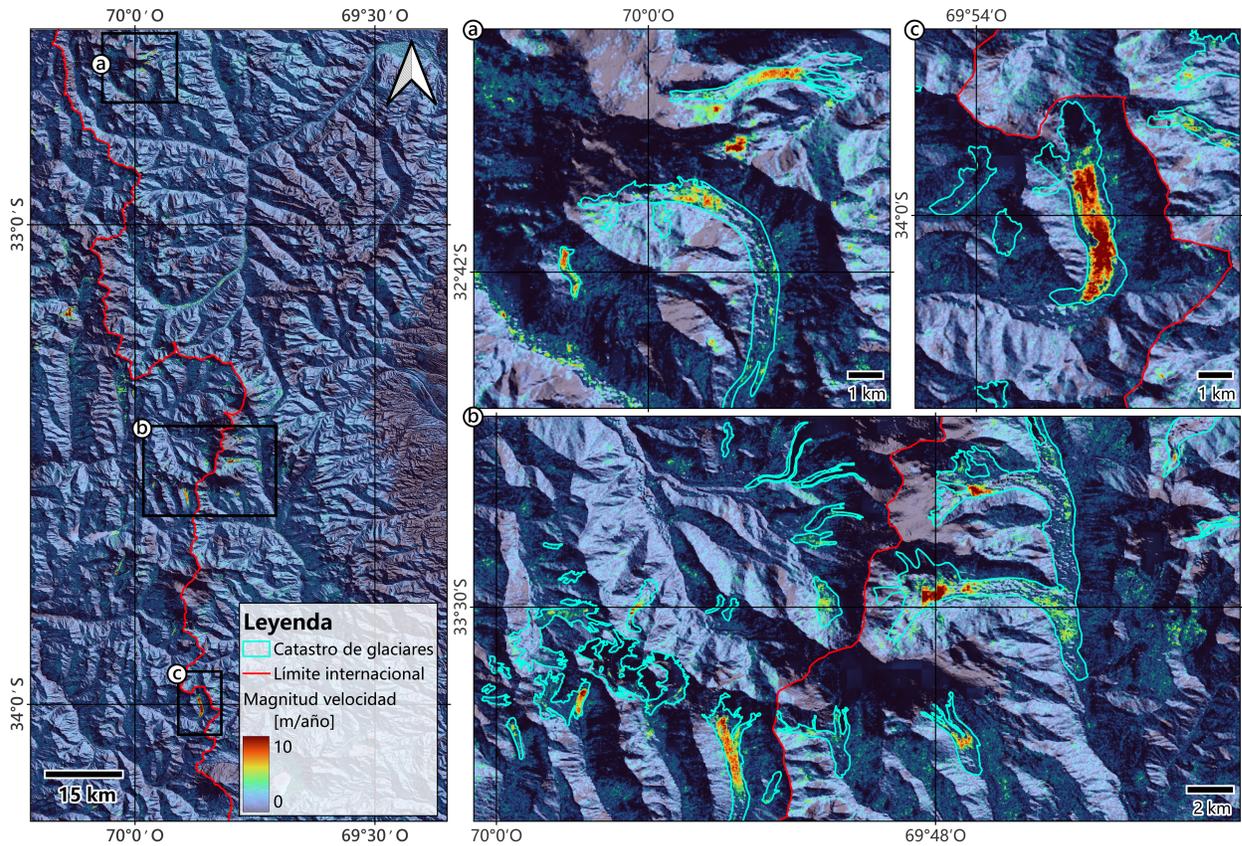


Figura 6.1: Mapa de velocidades de los Andes centrales obtenido con la metodología propuesta. En (a), (b) y (c) se pueden observar acercamientos a cuerpos glaciares con sus límites correspondientes definidos por el catastro correspondiente.

cruzado con las variables topográficas de área, pendiente, orientación de ladera y altura. Para ello, se calcularon distintas métricas descriptivas, incluyendo la media, desviación estándar, cuantiles, valor máximo y mínimo de los píxeles de velocidad para cada glaciar. Asimismo, se utilizaron datos del modelo de elevación digital SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*), con una resolución espacial de 30 metros, para obtener valores promedio de altura, pendiente y orientación de ladera para cada cuerpo glaciar, mientras que el área se derivó del mismo vector del glaciar.

Previamente al cálculo de las métricas descriptivas, se estableció un umbral de detección para identificar datos confiables, considerando los resultados obtenidos en los capítulos anteriores. Como se identificó en el capítulo 4, el método presenta un ruido en zonas sin movimiento bajo los 0,5 píxeles (5 metros), equivalente a 1,67 m/año por los 3 años que se están analizando. Además, en el capítulo 5 se identificó un error del método cercano a los 2 m/año. Dada esta información, se enmascararon aquellos datos cuyos valores estuvieran por debajo de 1,5 m/año y se identificaron como confiables aquellos glaciares que presentaran más del 30 % de píxeles válidos, quedando con 159 glaciares de los 238 catastrados en la zona de estudio.

Con el propósito de facilitar el análisis, se optó por agrupar los glaciares en tres categorías según sus velocidades superficiales: aquellos con velocidades entre 2 y 3 m/año, entre 3 y 4

m/año, y más de 4 m/año. La Figura 6.2 muestra el tercer cuartil, la desviación estándar y el valor máximo de velocidad de cada glaciar, contrastados con las medias de las variables topográficas mencionadas, además de un mapa que ilustra estas velocidades, junto con las pendientes.

Al analizar las relaciones entre las variables topográficas y las velocidades superficiales, se observa que la altura de los glaciares no parece ejercer una influencia significativa en sus velocidades horizontales. Por otro lado, la pendiente exhibe una tendencia inversa, donde pendientes menores se asocian con velocidades más altas, lo cual se explica por la contribución relativamente menor del movimiento horizontal en pendientes más empinadas. Respecto a la orientación de la ladera, se evidencia una distribución variada, aunque los glaciares con componente oeste tienden a ser más rápidos. Por último, se observa una relación positiva entre el área y la velocidad máxima, indicando que glaciares de mayor tamaño tienden a exhibir velocidades superficiales más altas (Figura 6.2).

Finalmente, se realizó una comparación de las velocidades horizontales entre los glaciares cubiertos y los glaciares rocosos mediante diagramas de caja (Figura 6.3). Es importante mencionar que la categorización de “glaciar cubierto con glaciar de escombros” en el catastro argentino se consideró como glaciares cubiertos de detritos. Tras esta distinción, se identificaron 104 glaciares cubiertos de detritos y 55 glaciares rocosos. Cabe destacar que ambos tipos de glaciares fueron eliminados en proporciones similares después del análisis de validez, lo que representa aproximadamente el 33 % del conjunto inicial de cada tipo de glaciar.

Los resultados obtenidos muestran una consistencia con las observaciones convencionales, donde las velocidades medias de los glaciares cubiertos superan a las de los glaciares rocosos, así como su variabilidad. Se observa que ambos tipos de glaciares se encuentran a altitudes similares. Además, los glaciares rocosos suelen ubicarse en pendientes más empinadas y tener áreas más pequeñas, lo que se traduce en velocidades horizontales inferiores. En cuanto a la orientación de las laderas, se observa que los glaciares rocosos pueden encontrarse en todas las direcciones, mientras que los glaciares cubiertos tienden a preferir las orientaciones suroeste.

Se destaca la presencia de un glaciar rocoso con velocidades de 4 m/año cuyas características topográficas se asemejan al resto de los glaciares. Este dato atípico se atribuye a la presencia de sombras en la zona, lo que genera magnitudes altas debido a las diferencias de brillo inicial que no fueron abordadas por el algoritmo y están limitadas por la disponibilidad de imágenes. A pesar de esta limitación, se considera que la herramienta presentada tiene un gran potencial para analizar las velocidades superficiales utilizando imágenes satelitales de acceso libre. Cuando se combina con información adicional de otras fuentes, permite realizar análisis iniciales de la cinemática de estos cuerpos, que aún no ha sido ampliamente estudiada en esta área de investigación.

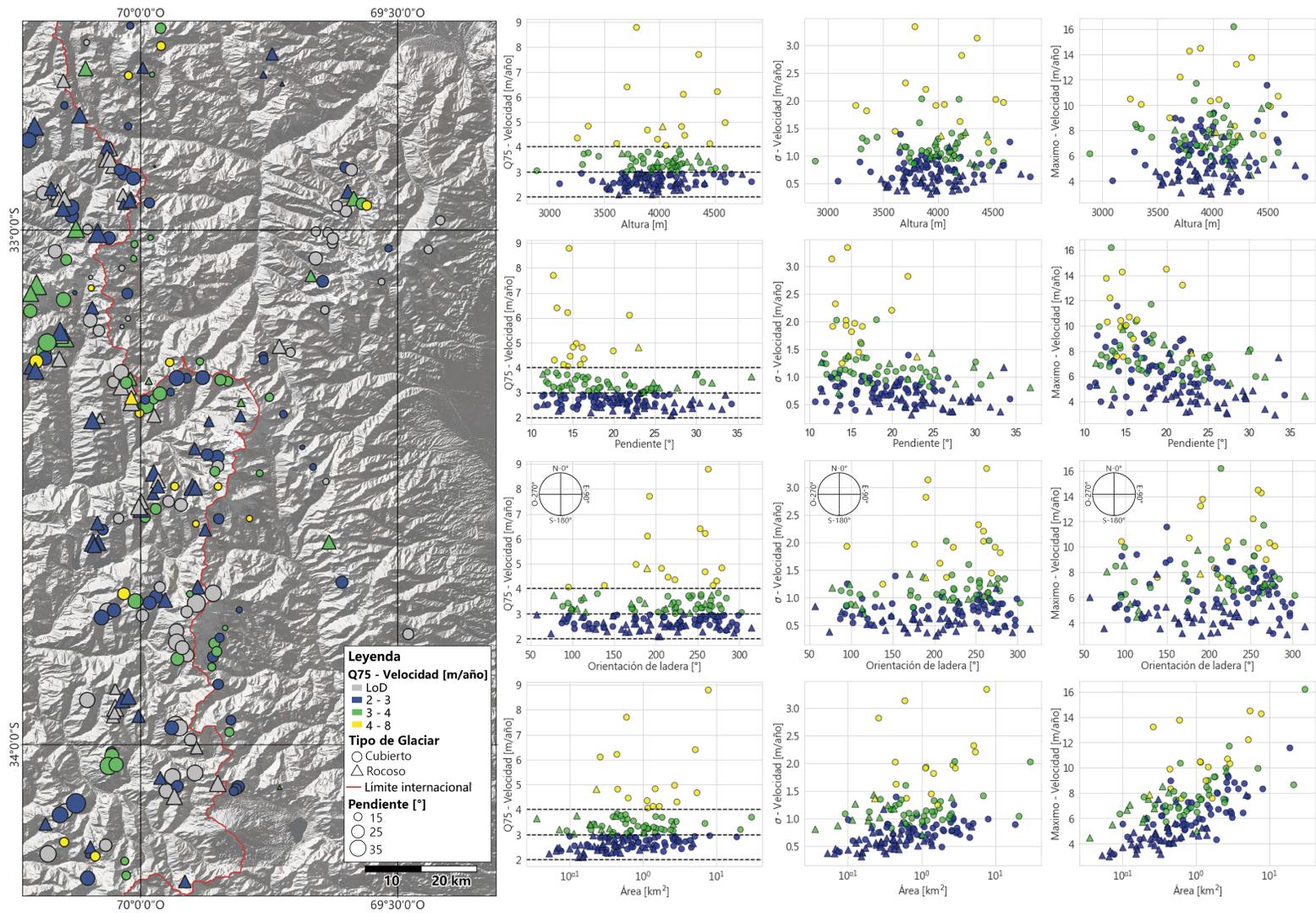


Figura 6.2: Cruce de velocidades obtenidas para cada glaciar catastrado con sus respectivas variables topográficas en los Andes centrales.

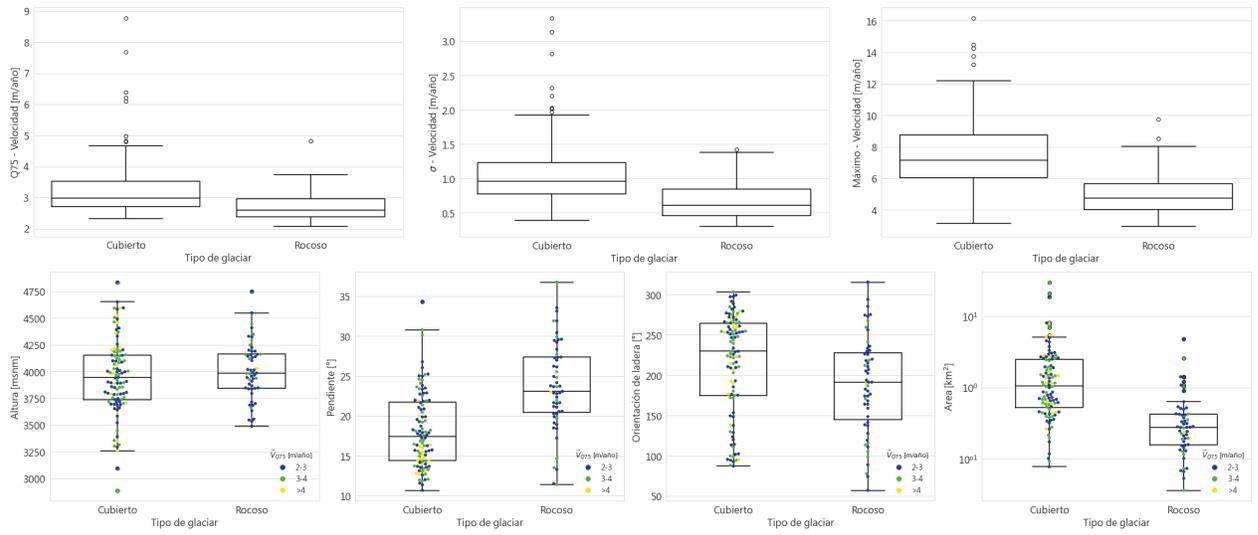


Figura 6.3: Comparación de las velocidades horizontales entre los glaciares rocosos y glaciares cubiertos de detritos en los Andes centrales.

Capítulo 7

Discusión

La aplicación del algoritmo propuesto para la estimación de velocidades superficiales de glaciares rocosos y cubiertos de detritos en los Andes Centrales ha dado un gran paso inicial comprensión de la cinemática glaciaria en esta región. A continuación, se discuten los hallazgos clave, las comparaciones con otras regiones y métodos, así como las limitaciones identificadas y las implicaciones para futuras investigaciones.

Los datos de este estudio muestran velocidades horizontales variables para los glaciares cubiertos y los glaciares rocosos en los Andes Centrales. Los primeros tienden a tener velocidades medias más altas y una mayor variabilidad. Al analizar variables topográficas, se observó que los glaciares rocosos suelen ubicarse en pendientes más empinadas y tener áreas más pequeñas, lo que resulta en velocidades horizontales inferiores. La altura de los glaciares no influye significativamente en sus velocidades, mientras que la pendiente y la orientación de la ladera muestran correlaciones inversas y variadas, respectivamente. Se identificó una relación positiva entre el área y la velocidad máxima de los glaciares, indicando que los glaciares más grandes tienden a tener velocidades superficiales más altas. Aunque las variables topográficas no son los únicos factores que influyen en la cinemática de estos cuerpos, los resultados sugieren que la topografía tiene influencia en la determinación de las velocidades horizontales de los glaciares en los Andes Centrales. Sin embargo, se necesitan estudios adicionales para comprender completamente la compleja interacción entre los diferentes factores que influyen en la dinámica de los glaciares en esta región, como lo es su estructura interna.

En comparación con el estudio realizado por [Monnier y Kinnard \(2017\)](#), los glaciares rocosos Navarro y Presenteserae presentaron velocidades medias de 0,52 y 1,04 m/año respectivamente entre los años 1955 y 2014, con desviaciones estándar de 0,26 y 0,4 m/año respectivamente. Por otro lado, la metodología empleada en este estudio calculó velocidades medias de aproximadamente 2,2 m/año para ambos glaciares durante el período entre 2019 y 2022. Una fuente de la discrepancia observada se debe al enmascaramiento de píxeles para asegurar la confiabilidad de los datos, lo que impide el cálculo de velocidades inferiores a 1,5 m/año. Al no aplicar este enmascaramiento, el algoritmo propuesto muestra velocidades de 1,26 y 1,4 m/año, respectivamente. Es relevante destacar que el estudio de [Monnier y Kinnard \(2017\)](#) utilizó imágenes con una resolución espacial no mayor a 1,65 m, mientras que las imágenes Sentinel-2 utilizadas en nuestro estudio tienen una resolución de 10 metros, lo que

limita la detección. Apesar de estas diferencias, el algoritmo impulsado por el FO detectó mayores desplazamientos en los mismos sitios donde se observaron cambios significativos según Monnier y Kinnard (2017) (Figura 7.1).

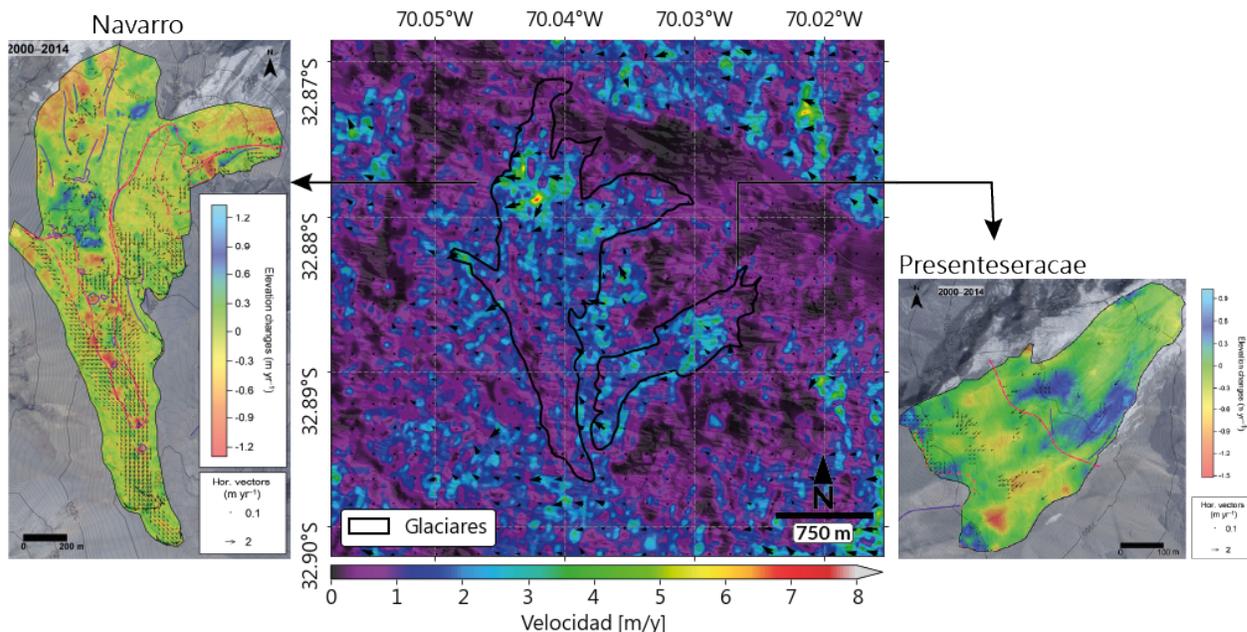


Figura 7.1: Comparación de los resultados obtenidos por Monnier y Kinnard (2017) y las velocidades horizontales obtenidas con el algoritmo de FO propuesto

Por otro lado, al comparar los resultados del algoritmo de FO propuesto con las velocidades obtenidas por Blöthe et al. (2021), se observa una tendencia de velocidad similar con magnitudes no tan distintas (Figura 7.2), a pesar de las limitaciones del método. Cabe mencionar que en el estudio de Blöthe et al. (2021) se utilizaron imágenes con una diferencia de 8 años (2010-2018) y una resolución de 5 metros.

La comparación de resultados con los estudios mencionados muestra el gran potencial del algoritmo propuesto para caracterizar la cinemática con recursos limitados, abriendo nuevas posibilidades para su aplicación en diversas áreas de investigación y monitoreo. Se puede concluir que a pesar de sus limitaciones en disponibilidad de imágenes y resolución espacial, logra caracterizar de forma adecuada la cinemática de los cuerpos de los Andes centrales.

El algoritmo propuesto compite con métodos ya establecidos en la literatura, como Efolki (Plyer, 2015) y el Seguimiento de Características. En un ejercicio presentado en la Figura 7.3, se aplican distintas estrategias para estimar velocidades horizontales a dos escenas de la banda 2 capturadas el 14 de enero de 2020 y el 7 de febrero de 2023, con el objetivo de comparar las metodologías aplicadas a imágenes de la misma resolución espacial y temporal.

Como se observó en el capítulo 2.2, muchos estudios utilizan el Seguimiento de Características para estimar velocidades superficiales. Sin embargo, este método suele funcionar mejor en cuerpos más estables, como los glaciares de roca. Además, su metodología requiere enmascarar el objeto deseado a estudiar, y en los estudios revisados suelen utilizar imágenes de pago que tienen una mayor resolución espacial. En la Figura 7.3, se observa cómo este método no es capaz de caracterizar los desplazamientos sobre el glaciar Pirámide, mientras

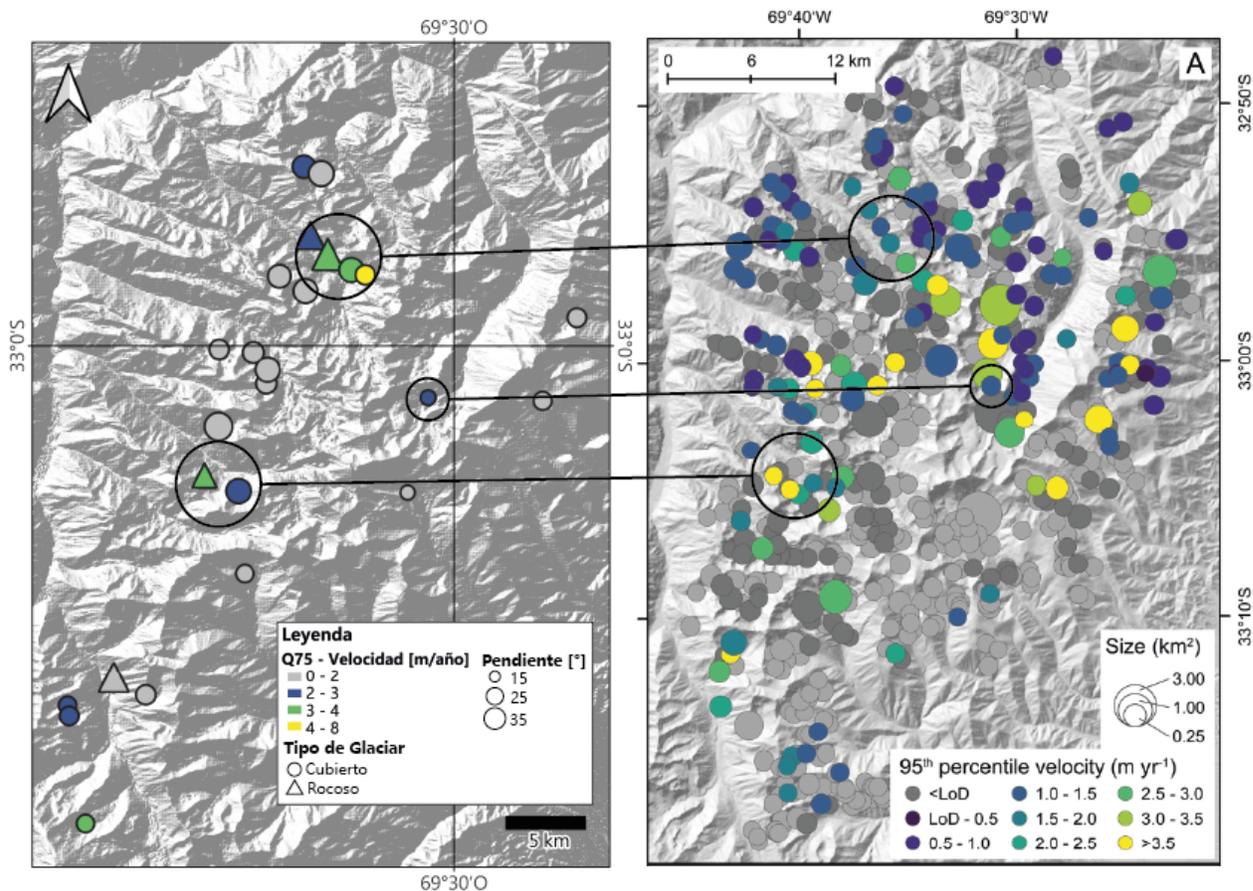


Figura 7.2: Comparación de los resultados obtenidos por Blöthe et al. (2021) y las velocidades horizontales obtenidas con el algoritmo de FO propuesto

que los otros algoritmos basados en el FO son capaces de caracterizarlo y detectarlo.

En cuanto a los algoritmos basados en el FO, se aplicaron los métodos de cálculo EFolki y Lucas-Kanade, ambos con sus parámetros predeterminados. Todos estos logran detectar los límites de movimiento del glaciar, aunque presentan diferencias en sus magnitudes y distribución espacial de estas. Esto se puede atribuir tanto al esquema de cálculo como a la elección no óptima de parámetros. Es importante destacar que, para aplicar el esquema de cálculo de Lucas-Kanade, se utilizó el mismo esquema de preprocesamiento planteado con el objetivo de cumplir mejor los supuestos del FO, hecho que no se realizó con EFolki, ya que este tiene el preprocesamiento ya considerado. Aunque aún se necesita realizar un análisis exhaustivo de calibración y validación de los distintos algoritmos de FO para ser aplicados en este tipo de estudios, estos resultados preliminares sugieren que el FO puede ser una herramienta ampliamente utilizada en el análisis de desplazamiento a través de imágenes satelitales.

Se destaca que el esquema de preprocesamiento y postprocesamiento de datos propuesto permite la aplicación exitosa del FO sobre imágenes satelitales ópticas de libre acceso, lo cual facilitaría el estudio de estos tipos de cuerpos glaciares. Este enfoque es útil en regiones remotas o de difícil acceso, donde la recopilación de datos *in situ* es costosa o logísticamente compleja. La masificación de este esquema de trabajo puede abrir nuevas oportunidades para

la monitorización y comprensión de los glaciares rocosos y cubiertos de detritos con el uso de imágenes que requieren menos almacenamiento y que son más intuitivas que las utilizadas para la Interferometría de Radar (InSAR).

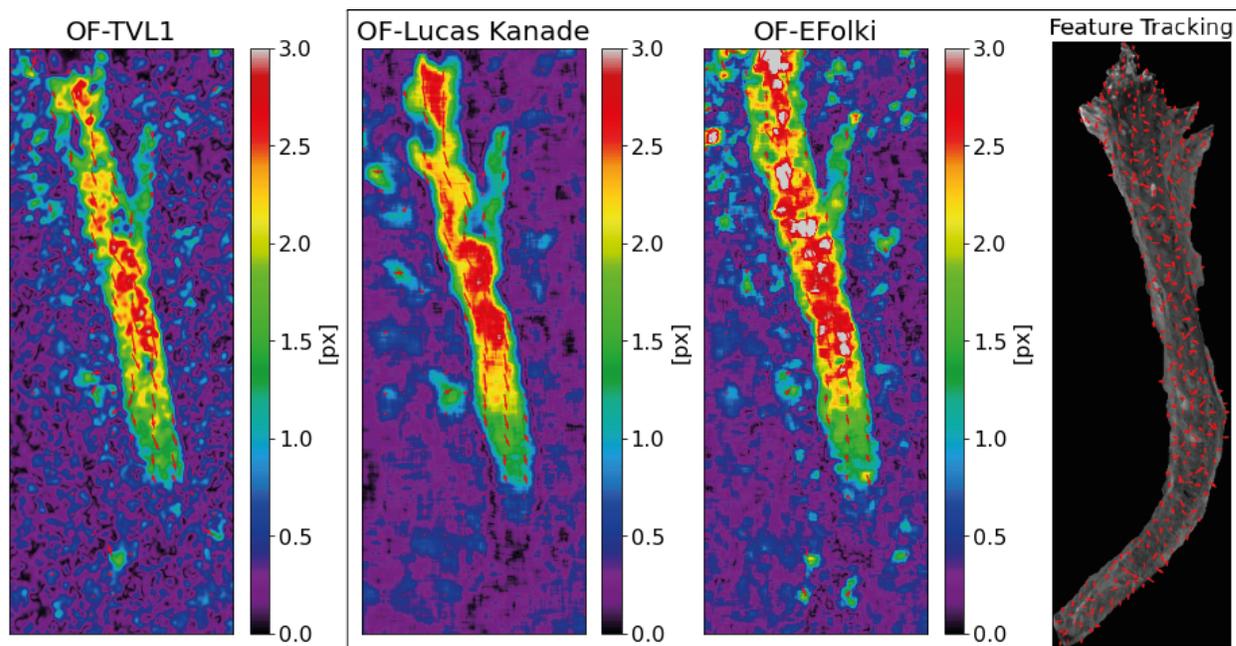


Figura 7.3: Comparación entre los distintos métodos existentes en la literatura para estimar desplazamientos horizontales.

Como ya se ha resaltado, el algoritmo propuesto presenta algunas limitaciones que deben ser consideradas. En primer lugar, este depende de la disponibilidad de imágenes satelitales aptas para el cálculo del FO, es decir, que la escena haya sido adquirida con condiciones de luz similares, sin presencia de sombras, nubes ni cobertura nival. Para el análisis de áreas extensas, la creación de mosaicos limita aún más la disponibilidad de imágenes en comparación con el análisis de glaciares individuales, donde se pueden utilizar todas las imágenes adquiridas por el satélite. Además, la resolución espacial de las imágenes afecta la precisión de la estimación de velocidades para glaciares con movimientos muy bajos. A medida que la misión Sentinel-2 continúe en órbita, se obtendrá una mayor cantidad de imágenes, lo que permitirá comparaciones con años de diferencia. Esto favorecerá a estimaciones de velocidades más confiables al detectar desplazamientos mayores.

La investigación de este estudio puede seguir diferentes caminos. En primer lugar, se debe analizar la incorporación conjunta de más bandas; hasta ahora, los datos fueron calibrados y validados con la B2 (Azul); sin embargo, Sentinel-2 proporciona 3 bandas más con una resolución de 10 metros: B3 (Verde), B4 (Rojo), B8 (Infrarrojo cercano-NIR). Además, se debe avanzar en la calibración y validación con datos in-situ de otras áreas de estudio utilizando más métricas de error y probando una mayor cantidad de algoritmos de FO. Por otra parte, su aplicación en imágenes tomadas desde vehículos aéreos no tripulados (UAV) puede suponer avances significativos en la caracterización de estos cuerpos y otros tipos de movimiento lento en la Tierra, como los desplazamientos de terreno. Junto con esto, la comparación entre la aplicación del algoritmo en imágenes de distinta resolución puede favorecer al entendimiento del escalamiento del problema y dar paso a modelaciones que lleven productos de imágenes

satelitales a otros de mayor resolución. También se puede avanzar en la generación de series de tiempo para cada píxel comparando diversos pares de imágenes para cruzar estos datos con variables climáticas y comprender mejor la evolución de los glaciares bajo las actuales condiciones de cambio climático.

La aplicación del FO para la estimación de velocidades superficiales de glaciares rocosos y cubiertos de detritos en los Andes Centrales representa un avance en el área de la percepción remota. A pesar de las limitaciones identificadas, tales como la disponibilidad y resolución de imágenes satelitales, este enfoque ofrece nuevas oportunidades para monitorear y comprender la respuesta de los glaciares al cambio climático. Se destaca la importancia de seguir mejorando el flujo de trabajo, explorar nuevas técnicas de validación y aplicarlo en conjunto con otras fuentes de datos, como mediciones *in situ* y imágenes de UAV, para una comprensión más acabada de este método. Esta metodología sienta las bases para futuros estudios que amplíen nuestra comprensión de los glaciares y su papel en el cambio climático y la gestión de recursos hídricos en regiones montañosas.

Capítulo 8

Conclusión

La implementación del algoritmo de Flujo Óptico (FO) descrito ha supuesto un progreso importante en la comprensión de la cinemática de los glaciares en los Andes Centrales. Se han observado velocidades horizontales variables, siendo los glaciares cubiertos los que presentaron velocidades más altas y una mayor variabilidad en comparación con los glaciares rocosos. Factores topográficos, como la pendiente y el área, demostraron influir en las velocidades superficiales, mientras que la altura no tuvo una correlación significativa. A pesar de algunas discrepancias debido a diferencias en metodologías y resolución de imágenes, la comparación con estudios anteriores resalta la consistencia de los resultados obtenidos y el potencial del algoritmo propuesto para caracterizar la cinemática glacial en la región.

Se identifican varias limitaciones del estudio, incluyendo la dependencia de la disponibilidad y resolución de imágenes satelitales, así como la necesidad de enmascarar condiciones adversas como la presencia de sombras, nubes y nieve estacional. Además, la resolución espacial de las imágenes afectó la precisión de la estimación de velocidades, especialmente para glaciares con movimientos muy bajos.

Se proponen varias direcciones para futuras investigaciones, como la incorporación de más bandas espectrales, la exploración de técnicas de validación adicionales y la aplicación del algoritmo en conjunto con otras fuentes de datos como mediciones *in situ* y imágenes de vehículos aéreos no tripulados (UAV). Además, se destacó la importancia de seguir mejorando el flujo de trabajo y avanzar en la generación de series de tiempo para comprender mejor la evolución de los glaciares bajo las actuales condiciones de cambio climático.

El flujo de trabajo presentado para la aplicación del esquema de cálculo de Flujo Óptico (FO) a imágenes satelitales ópticas marca un hito en el campo de la percepción remota. Su aplicación para la estimación de velocidades superficiales de glaciares rocosos y cubiertos representa un avance pionero, hasta ahora no abordado en la literatura científica. La aplicación de esta metodología en los Andes Centrales no solo ofrece nuevas perspectivas para monitorear y comprender la dinámica glacial en respuesta al cambio climático, sino que también destaca el potencial emergente de esta área de investigación. Este enfoque innovador puede abrir el camino para futuras aplicaciones en otras regiones y campos de estudio, creando nuevas oportunidades para la utilización del FO en la monitorización y gestión de recursos hídricos y ambientales en todo el mundo.

Bibliografía

- Altena, B., & Kääh, A. (2017). Weekly glacier flow estimation from dense satellite time series using adapted optical flow technology. *Frontiers in Earth Science*, 5, 53. Doi: <https://doi.org/10.3389/FEART.2017.00053/XML/NLM>
- Baker, S., Scharstein, D., Lewis, J. P., Roth, S., Black, M. J., & Szeliski, R. (2011). A database and evaluation methodology for optical flow. *International Journal of Computer Vision*, 92, 1-31. Doi: <https://doi.org/10.1007/s11263-010-0390-2>
- Barcaza, G., Nussbaumer, S. U., Tapia, G., Valdés, J., García, J. L., Videla, Y., ... Arias, V. (2017). Glacier inventory and recent glacier variations in the andes of chile, south america. *Annals of Glaciology*, 58, 166-180. Doi: <https://doi.org/10.1017/AOG.2017.28>
- Bertone, A., Barboux, C., Bodin, X., Bolch, T., Brardinoni, F., Caduff, R., ... Strozzzi, T. (2022). Incorporating insar kinematics into rock glacier inventories: insights from 11 regions worldwide. *The Cryosphere*, 16, 2769-2792. Doi: <https://doi.org/10.5194/tc-16-2769-2022>
- Blachut, K., & Kryjak, T. (2022). Real-time efficient fpga implementation of the multi-scale lucas-kanade and horn-schunck optical flow algorithms for a 4k video stream. *Sensors*, 22, 5017. Doi: <https://doi.org/10.3390/s22135017>
- Blöthe, J. H., Halla, C., Schwalbe, E., Bottegal, E., Liaudat, D. T., & Schrott, L. (2021). Surface velocity fields of active rock glaciers and ice-debris complexes in the central andes of argentina. *Earth Surface Processes and Landforms*, 46, 504-522. Doi: <https://doi.org/10.1002/esp.5042>
- Bodin, X., Rojas, F., & Brenning, A. (2010). Status and evolution of the cryosphere in the andes of santiago (chile, 33.5°s.). *Geomorphology*, 118. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.02.016>
- Brenning, A. (2005). Geomorphological, hydrological and climatic significance of rock glaciers in the andes of central chile (33-35°s). *Permafrost and Periglacial Processes*, 16, 231-240. Doi: <https://doi.org/10.1002/ppp.528>
- Brigot, G., Colin-Koeniguer, E., Plyer, A., & Janez, F. (2016). Adaptation and evaluation of an optical flow method applied to coregistration of forest remote sensing images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9, 2923-2939. Doi: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2578362>
- Brox, T., & Malik, J. (2011). Large displacement optical flow: Descriptor matching in variational motion estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 33, 500-513. Doi: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.143>
- DGA. (2017). *Estimación de la demanda actual, proyecciones futuras y caracterización de la calidad de los recursos hídricos en chile.*
- DGA. (2023). *Monitoreo glaciar cubierto de detritos la pirámide.* Informe.
- Evatt, G. W., Abrahams, I. D., Heil, M., Mayer, C., Kingslake, J., Mitchell, S. L., ... Clark, C. D. (2015). Glacial melt under a porous debris layer. *Journal of Glaciology*, 61, 825-836. Doi: <https://doi.org/10.3189/2015JoG14J235>
- Fu, Y., Zhang, B., Liu, G., Zhang, R., Liu, Q., & Ye, Y. (2022). An optical flow sbas technique for glacier surface velocity extraction using sar images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1-5. Doi: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3200422>
- Garreaud, R. D., Alvarez-Garretón, C., Barichivich, J., Boisier, J. P., Christie, D., Galleguillos, M., ... Zambrano-Bigiarini, M. (2017). The 2010-2015 megadrought in central

- chile: Impacts on regional hydroclimate and vegetation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21, 6307-6327. Doi: <https://doi.org/10.5194/hess-21-6307-2017>
- Garreaud, R. D., Boisier, J. P., Rondanelli, R., Montecinos, A., Sepúlveda, H. H., & Veloso-Aguila, D. (2020). The central chile mega drought (2010–2018): A climate dynamics perspective. *International Journal of Climatology*, 40, 421-439. Doi: <https://doi.org/10.1002/joc.6219>
- Guo, D., van de Ven, A. L., & Zhou, X. (2014). Red blood cell tracking using optical flow methods. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 18, 991-998. Doi: <https://doi.org/10.1109/JBHI.2013.2281915>
- Horn, B. K., & Schunck, B. G. (1981). Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17, 185-203. Doi: [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(81\)90024-2](https://doi.org/10.1016/0004-3702(81)90024-2)
- Janke, J., Regmi, N., Giardino, J., & Vitek, J. (2013). 8.17 rock glaciers. En (p. 238-273). Elsevier. Doi: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374739-6.00211-6>
- Janke, J. R., Bellisario, A. C., & Ferrando, F. A. (2015). Classification of debris-covered glaciers and rock glaciers in the andes of central chile. *Geomorphology*, 241, 98-121. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2015.03.034>
- Janke, J. R., Ng, S., & Bellisario, A. (2017). An inventory and estimate of water stored in firn fields, glaciers, debris-covered glaciers, and rock glaciers in the aconcagua river basin, chile. *Geomorphology*, 296, 142-152. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.09.002>
- Jones, D. B., Harrison, S., Anderson, K., & Whalley, W. B. (2019). Rock glaciers and mountain hydrology: A review. *Earth-Science Reviews*, 193, 66-90. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.04.001>
- Lenzano, M., Lannutti, E., Toth, C., Rivera, A., & Lenzano, L. (2018). Detecting glacier surface motion by optical flow. *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, 84, 33-42. Doi: <https://doi.org/10.14358/PERS.84.1.33>
- Lookingbill, A., Rogers, J., Lieb, D., Curry, J., & Thrun, S. (2007). Reverse optical flow for self-supervised adaptive autonomous robot navigation. *International Journal of Computer Vision*, 74, 287-302. Doi: <https://doi.org/10.1007/s11263-006-0024-x>
- Lucas, B. D., & Kanade, T. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision. En *Ijcai'81: 7th international joint conference on artificial intelligence* (Vol. 2, pp. 674–679).
- Martínez, L. H. (2013). Marco legal de los glaciares en chile legal framework of the glaciers in chile. *Justicia Ambiental*.
- Mayr, E., & Hagg, W. (2019). Debris-covered glaciers. En (p. 59-71). Doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-94184-4_4
- Monnier, S., & Kinnard, C. (2017). Pluri-decadal (1955–2014) evolution of glacier–rock glacier transitional landforms in the central andes of chile (30–33°s). *Earth Surface Dynamics*, 5, 493-509. Doi: <https://doi.org/10.5194/esurf-5-493-2017>
- Plyer, A., Besnerais, G. L., & Champagnat, F. (2016). Massively parallel lucas kanade optical flow for real-time video processing applications. *Journal of Real-Time Image Processing*, 11, 713-730. Doi: <https://doi.org/10.1007/s11554-014-0423-0>
- Plyer, A., Colin-Koeniguer, E., & Weissgerber, F. (2015). A new coregistration algorithm for recent applications on urban sar images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12, 2198-2202. Doi: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2455071>
- Pérez, J. S., Meinhardt-Llopis, E., & Facciolo, G. (2013). Tv-l1 optical flow estimation. *Image Processing On Line*, 3, 137-150. Doi: <https://doi.org/10.5201/ipol.2013.26>

- Robson, B. A., MacDonell, S., Álvaro Ayala, Bolch, T., Nielsen, P. R., & Vivero, S. (2022). Glacier and rock glacier changes since the 1950s in the la laguna catchment, chile. *The Cryosphere*, *16*, 647-665. Doi: <https://doi.org/10.5194/tc-16-647-2022>
- Rudin, L. I., Osher, S., & Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, *60*, 259-268. Doi: [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-F](https://doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-F)
- Sadoff, C., & Muller, M. (2010). *La gestión del agua, la seguridad hídrica y la adaptación al cambio climático: Efectos anticipados y respuestas esenciales*. Global Water Partnership.
- Schaffer, N., MacDonell, S., Réveillet, M., Yáñez, E., & Valois, R. (2019). Rock glaciers as a water resource in a changing climate in the semiarid chilean andes. *Regional Environmental Change*, *19*. Doi: <https://doi.org/10.1007/s10113-018-01459-3>
- Singh, D. K., Thakur, P. K., Naithani, B. P., & Dhote, P. R. (2021). Spatio-temporal analysis of glacier surface velocity in dhauliganga basin using geo-spatial techniques. *Environmental Earth Sciences*, *80*. Doi: <https://doi.org/10.1007/s12665-020-09283-x>
- Strozzi, T., Caduff, R., Jones, N., Barboux, C., Delaloye, R., Bodin, X., ... Schrott, L. (2020). Monitoring rock glacier kinematics with satellite synthetic aperture radar. *Remote Sensing*, *12*. Doi: <https://doi.org/10.3390/rs12030559>
- Talukder, A., & Matthies, L. (2004). Real-time detection of moving objects from moving vehicles using dense stereo and optical flow. En (p. 3718-3725). IEEE. Doi: <https://doi.org/10.1109/IROS.2004.1389993>
- Torres, H., Brenning, A., & García, J.-L. (2013). Balance de masa del glaciar cubierto del pirámide (chile central, 33°s) entre 1965 y 2000 aplicando métodos geodésicos. *Espacios*, *3*. Doi: <https://doi.org/10.25074/07197209.5.345>
- Vivero, S., Bodin, X., Farías-Barahona, D., MacDonell, S., Schaffer, N., Robson, B. A., & Lambiel, C. (2021). Combination of aerial, satellite, and uav photogrammetry for quantifying rock glacier kinematics in the dry andes of chile (30°s) since the 1950s. *Frontiers in Remote Sensing*, *0*, 42. Doi: <https://doi.org/10.3389/FRSEN.2021.784015>
- Vogel, C., Bauder, A., & Schindler, K. (2012). Optical flow for glacier motion estimation. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, *I-3*, 359-364. Doi: <https://doi.org/10.5194/isprsannals-I-3-359-2012>
- Vuille, M., Franquist, E., Garreaud, R., Casimiro, W. S. L., & Cáceres, B. (2015). Impact of the global warming hiatus on andean temperature. *Journal of Geophysical Research*, *120*, 3745-3757. Doi: <https://doi.org/10.1002/2015JD023126>
- Zach, C., Pock, T., & Bischof, H. (2007). A duality based approach for realtime tv-l 1 optical flow. En *Pattern recognition: 29th dagm symposium, heidelberg, germany, september 12-14, 2007. proceedings 29* (pp. 214–223).
- Östrem, G. (1959). Ice melting under a thin layer of moraine, and the existence of ice cores in moraine ridges. *Geografiska Annaler*, *41*, 228-230. Doi: <https://doi.org/10.1080/20014422.1959.11907953>