

Faculté des bioingénieurs

Cartographie des glaciers tropicaux de la Cordillera Real (Bolivie) à partir d'images Sentinel-2 : approche méthodologique et analyse spatio-temporelle des superficies (2019–2025)

Auteur : Anaí Ballivián Ascarrunz

Promoteur(s) : Pierre Defourny et Céline Lamarche

Lecteur(s) : Sophie Bontemps et Maxime Thomas

Année académique 2025-2026

Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme de
Bioingénieur : sciences et technologies de l'environnement

Remerciements

Ce mémoire est réalisé sur base de la supervision de la chercheuse Céline Lamarche et du professeur Pierre Defourny de l'*Earth & Life Institute* – Environmental Sciences de l'UCLouvain.

Je remercie le professeur Pierre Defourny pour les conseils et recommandations tout au long de l'année.

Je remercie Céline Lamarche pour les conseils, le soutien et les recommandations tout au long de l'année ainsi que pour les réunions toutes les semaines du deuxième quadrimestre.

Je remercie aussi leurs collègues, principalement Inès Bruyère et Boris Nørgaard.

Enfin, je souhaite remercier ma famille et mes amis pour leur soutien tout au long de l'année.

CREDIT	ANAI BALLIVIAN	CONTRIBUTEUR·ICES	INTELLIGENCE ARTIFICIELLE
CONCEPTUALISATION	AB	CM, PD	
METHODOLOGIE	AB	CM	Perplexity
INVESTIGATION	AB	CM, IB	Perplexity, Connected Papers, Elicit
ANALYSE FORMELLE	AB	CM, IB, BN	Perplexity
VALIDATION	AB	CM	Perplexity
REDACTION – VERSION ORIGINALE	AB	CM	Perplexity
REDACTION – REVISION ET EDITION	AB	CM, PD	Perplexity
VISUALISATION	AB		Perplexity
SUPERVISION		CM, PD	

Contributeur·ices :

Céline Lamarche, Pierre Defourny, Inès Bruyère et Boris Nörsgaard

Usage de l'intelligence artificielle

Les outils d'intelligence artificielle utilisés dans ce mémoire sont intervenus sur plusieurs étapes.

La recherche bibliographique est principalement effectuée sur RERO ILS, Scopus, Science direct et Google Scholar. Cependant, les IA suivantes : Perplexity, Connected Papers et Elicit ont été utilisées afin de clarifier certains passages d'articles et d'identifier plus facilement les liens entre différentes publications.

Pour le traitement des données, en particulier lors du développement de scripts en Google Earth Engine et Jupyter Notebook, l'IA Perplexity a été utilisée pour faciliter le codage ainsi que pour l'amélioration de la lisibilité de certains graphiques.

Enfin, pour la rédaction, l'IA Perplexity a également été utilisée pour reformuler certaines phrases.

Table des matières

Remerciements	1
CRedit	2
Usage de l'intelligence artificielle	2
Liste des figures.....	5
Liste des tableaux	7
Acronymes et abréviations	8
Introduction	9
1. État de l'art.....	10
1. Le suivi des glaciers au niveau global	10
2. Caractéristiques des glaciers tropicaux.....	11
3. Monitoring des glaciers par télédétection.....	14
3.1. Télédétection : définition.....	14
3.2. Satellites optiques pour le suivi des glaciers	14
3.3. Avantages et inconvénients de la télédétection pour le suivi des glaciers...15	
3.4. Sentinel-2.....	16
3.5. Études de la Cordillera Real	17
4. Classification et méthodes	18
4.1. La méthode de classification manuelle.....	18
4.2. La méthode de classification semi-automatique.....	19
4.3. Exemple d'étude réalisé par classification semi-automatique sur la cordillère des Andes.....	21
4.4. La méthode de classification automatique.....	22
5. Métrique de validation.....	24
2. Objectifs	25
3. Zone d'étude.....	26
4. Sources de données et méthodologie.....	28
4.1. Sources de données pour la délimitation des glaciers de la Cordillera Real ...28	
4.1.1. Données GLIMS.....	28
4.1.2. Projet CCI Land Cover	30
4.1.3. Méthodologie de cartographie des glaciers tropicaux andins par Turpo Cayo et al., (2022)	31
4.2. Méthodologie de cartographie des glaciers à partir des données Sentinel-2 ...33	
4.2.1. Données	34

4.2.2.	Prétraitement.....	36
4.2.3.	Post-traitement : classifications et série temporelle	39
4.2.4.	Évaluation d'exactitude et validation des classifications finales.....	43
4.2.5.	Évaluation de l'exactitude	44
5.	Résultats et discussion	47
5.1.	Comparaison entre les différents masques	47
5.2.	Résultats des traitements : classifications.....	50
5.2.1.	Comparaison classification par seuil et Random Forest.....	50
5.2.2.	Résultats de la classification Random Forest	51
5.2.3.	Analyse des classifications Random Forest	52
5.3.	Classification après post-traitement.....	56
5.3.1.	Analyse de la série temporelle.....	56
5.3.2.	Analyse de la classification en fonction des différentes trajectoires des pixels sur une période de sept ans	57
5.3.3.	Évaluation de l'exactitude des changements	59
5.3.4.	Estimation de la superficie des changements	60
5.4.	Synthèse et comparaison des résultats de trois études aux méthodologies différentes	63
5.4.1.	Comparaison sur la période 2000-2016.....	64
5.4.2.	Comparaison Turpo Cayo et al. (2022), CCI_CR et surface estimée.....	66
5.5.	Discussion.....	67
6.	Conclusion et perspectives	70
	Références bibliographiques.....	71
7.	Annexes	85
7.1.	Séries temporelles.....	85
7.2.	Résultats de l'évaluation de la précision et exactitude	110

Liste des figures

Figure 1. Les trois principales cordillères de la Cordillère Orientale de la Bolivie (Veettli et al., 2018)	12
Figure 2. Comparaison bandes de Landsat 7, 8 et Sentinel-2.....	19
Figure 3. Évolution de la perte annuelle de couverture des TAGs par pays.....	22
Figure 4. Périmètre d'étude de la Cordillera Real en Bolivie	27
Figure 5. Visualisation des données de GLIMS disponible sur la Cordillera Real	29
Figure 6. Représentation de la Cordillera Real par CCI_CR en 1999(à gauche) et 2000 (à droite) à 300 m de résolution.....	31
Figure 7. Évolution de la fraction glaciaire totale (en rouge) et de la somme des pixels (en bleue) annuelle de la Cordillera Real de 1992 à 2022	31
Figure 8. Détection du changement de la Cordillera Real de 1985 à 2020	32
Figure 9. Évolution de la surface glaciaire de la Cordillera Real entre 1985 à 2020	32
Figure 10. Étapes de la méthodologie de traitement des données Sentinel-2. Les flèches en noir représentent les différents sous-traitements réalisés par traitement et les flèches en bleu représente les sous traitements choisis pour la classification finale.	33
Figure 11. Distribution du NDSI par classe.....	38
Figure 12. Délimitation des lacs par NDWI, (a) Surface de l'indice NDWI ;.....	39
Figure 13. Exemple d'air de classification avec quelques points de validation en orange	43
Figure 14. Décomposition de Masques AQ60 en différentes couches sur l'image du 13 septembre 2020 (*les différentes couches ont 30% de transparence afin de voir le mauvais masquage).....	47
Figure 15. Décomposition de Masque Cloud Score+ en différentes couches sur l'image du 13 septembre 2020 (avec bande cs_cdf > 0.6 et les différentes couches ont 30% de transparence afin de voir le mauvais masquage)	48
Figure 16. Décomposition de Masque S2cloudless en différentes couches sur l'image du 13 septembre 2020 (les différentes couches ont 30% de transparence afin de voir le mauvais masquage).....	49
Figure 17. Comparaison des classifications par seuils et Random Forest pour l'année 2020 (Remarque la partie beige clair correspond aux moraines visibles sur l'image Planet Scope.)	50

Figure 18. Matrice de confusion de la classification RF 2025	51
Figure 19. Matrice de confusion de la classification RF 2020	51
Figure 20. Évolution de la surface totale de la Cordillera Real sur base de la classification RF de 2019 à 2025.....	52
Figure 21. Évolution mondiale de la température par rapport à l'ENSO de 2019 à 2026 (Samborska & Ritchie, 2025)	53
Figure 22. Relation entre ENSO et variations annuelles de la surface glaciaire de la Cordillera Real (2019–2025).....	53
Figure 23. Surface de six différents glaciers	54
Figure 24. Évolution de la surface normalisée des glaciers entre 2019 et 2025.....	54
Figure 25. Superposition des classifications RF sur deux ensembles de glaciers : Illampu-Ancohuma (A) et Tilada (B) de la CR de 2019 à 2025.....	55
Figure 26. Évolution annuelle des pixels de 2019 à 2025, ...	56
Figure 27. Série temporelle de la Cordillera Real de 2019 à 2025 (Chaque polygone index est présenté individuellement en annexes 7.1)	57
Figure 28. Trajectoires temporelles des quatre catégories du Huayna Potosi sur la période 2019–2025	58
Figure 29. Huayna Potosi (Ted, 2024) (Intervalle en bleu correspond à la zone qui est catalogué comme "ablation" sur la figure 33).....	58
Figure 30. Matrice de confusion 2019.....	59
Figure 31. Matrices de confusions 2020-2025	59
Figure 32. Mesure de performance du modèle des classifications de la classe glacier entre 2019 et 2025	60
Figure 33. Évolution de la surface glaciaire et la surface glacier estimée (2019-2025) .	61
Figure 34. Variations des surfaces au cours des années	62
Figure 35. Comparaison des données GLIMS et CCI_CR.....	64
Figure 36. Comparaison des délimitations du Illimani d'année 2000 des données GLIMS, CCI_CR et Turpo Cayo et al. (2022)	65
Figure 37. Évolution de la surface glaciaire de la Cordillera Real entre 1995 et 2025 des données CCI_CR, Turpo Cayo et al. (2022) et les surfaces estimées	66
Figure 38. Comparaison des différentes pertes sur ensemble des études vue sur le tableau 3.....	68

Liste des tableaux

Tableau 1. Caractéristiques des principaux satellites optiques utilisés pour le monitoring des glaciers	15
Tableau 2. Description des bandes de Sentinel-2 (CDSE, s. d.).....	16
Tableau 3. Bilan des études réalisées de la Cordillera Real	17
Tableau 4. Nombre des images disponibles après application des masques : nuages/ombres et lacs	36
Tableau 5. Paramètre test des nuages	40
Tableau 6. Nombres de points par classe pour la validation	44
Tableau 7. Surface estimée pour la strate Non-glacier	110
Tableau 8. Surface estimée pour la strate Glacier	110
Tableau 9. Variations de la surface estimée pour la strate Glacier	110

Acronymes et abréviations

WGMS	World Glacier Monitoring Service
GLIMS	Global Land Ice Measurements from Space
RGI	Randolph Glacier Inventory
NSIDC	National Snow and Ice Data Center
DCM	Digital Chart of the World
WGI	World Glacier Inventory
DEM	Digital Elevation Models
ESA	Agence Spatiale Européenne
LIA	Little Ice Age
ESRI	Environmental Systems Research Institute
CR	Cordillera Real
OBIA	Object-based image analysis
TAGs	Tropical Andean Glaciers

Introduction

Dans un contexte où les limites planétaires sont progressivement dépassées, la question de la disponibilité future en eau douce devient centrale pour les sociétés humaines (Richardson et al., 2023). Le changement climatique modifie la disponibilité en eau douce dans les environnements montagnards, où l'eau de fonte des glaciers joue un rôle crucial pour l'agriculture, en particulier durant la saison sèche dans les régions semi-arides (Yager et al., 2019). Depuis la fin du XX^e siècle, à l'échelle mondiale, le recul des petits glaciers et des calottes glaciaires est principalement dû au réchauffement climatique d'origine anthropique, qui explique environ 100% des pertes observées (Roe et al., 2021). Cela entraîne des répercussions à plusieurs niveaux : la diminution de l'albédo induit une rétroaction positive qui amplifie le réchauffement, tandis que la réduction de l'apport en eau douce impacte l'agriculture et l'élevage, avec des conséquences directes sur la sécurité alimentaire et hydrique des populations situées en aval (Vuille et al., 2008).

Les glaciers font l'objet d'observations depuis plusieurs décennies et, depuis la conquête de l'espace, leur suivi est fortement facilité par l'imagerie satellitaire. Les satellites Landsat fournissent une importante archive de données historiques, tandis que d'autres missions, comme Sentinel ou Planet, se distinguent par une résolution spatiale plus fine et une fréquence de revisite plus élevée, permettant une grande diversité d'études sur les glaciers à l'échelle globale.

Ce mémoire se concentre spécifiquement sur le suivi des glaciers tropicaux de la Cordillera Real en Bolivie. La localisation de ces glaciers les rend particulièrement sensibles au changement climatique à l'échelle décennale (Francou et al., 2013). Plusieurs travaux ont déjà été réalisés sur ces glaciers, à l'échelle de l'ensemble de la cordillère (GLIMS ; RGI ; Liu et al., 2013; Seehaus et al., 2019; Soruco et al., 2009; Turpo Cayo et al., 2022) ainsi que sur des glaciers individuels (Ramírez et al., 2001; Ribeiro et al., 2013; Soruco et al., 2015; Turpo Cayo et al., 2022).

Cependant, ces études reposent sur des jeux de données hétérogènes (imagerie satellitaire, mesures de terrain, photographies aériennes) et mettent en œuvre des méthodologies de traitement variées : manuelles, semi-automatiques ou automatiques. Une méthodologie applicable de manière cohérente à l'ensemble des glaciers et reproductible à l'échelle globale reste donc à développer à une meilleure résolution.

Dans ce contexte, ce mémoire vise à tester une méthodologie semi-automatique de délimitation annuelle de la surface minimale des glaciers de la Cordillera Real, à partir d'images Sentinel 2 à une résolution de 10 m. Il s'agit, d'une part, de proposer un cadre méthodologique transposable à d'autres régions glaciaires et, d'autre part, d'évaluer la valeur ajoutée des données Sentinel 2 (10 m) par rapport aux données Landsat (30 m) en termes de précision de la délimitation glaciaire et de caractérisation du recul.

1. État de l'art

Pour situer ce mémoire dans l'état des connaissances actuelles, l'état de l'art est divisé en cinq points. Tout d'abord, une introduction est réalisée sur le suivi des glaciers à l'échelle mondiale, succédée d'une description spécifique des glaciers tropicaux. Ensuite, une analyse de différents outils de télédétection utilisés pour le suivi des glaciers tropicaux, ainsi que les différentes méthodes et types de classification utilisées pour la délimitation des glaciers et finalement une présentation des différentes métriques de validation utilisées.

1. Le suivi des glaciers au niveau global

Les glaciers constituent une composante majeure de la cryosphère continentale. Ils couvrent environ 10 % des surfaces émergées et stockent près de 70 % des réserves mondiales d'eau douce (Holden, 2017; Jonathan Bamber, 2021), ce qui en fait un réservoir hydrologique stratégique pour les êtres vivants. Cette surface est toutefois en diminution sous l'effet du réchauffement climatique.

Un glacier est défini comme « a perennial mass of ice, and possibly firn and snow, originating on the land surface by the recrystallization of snow or other forms of solid precipitation and showing evidence of past or present flow » (Cogley, J.G. et al., 2011; IPCC, 2022). Sa dynamique résulte de l'équilibre entre accumulation et ablation, contrôlé principalement par la température et les précipitations, ainsi que par des facteurs topographiques tels que la latitude, l'altitude et le relief (Holden, 2017). Ces paramètres déterminent la diversité morphologique et fonctionnelle des systèmes glaciaires à l'échelle globale.

Les glaciers font l'objet d'un suivi continu depuis plusieurs décennies, par des méthodes in situ et des techniques de télédétection. Plusieurs instituts de recherche assurent le suivi des glaciers au moyen de différentes méthodes et techniques. Le World Glacier Monitoring Service (WGMS) recueille des données depuis 1894, reposant principalement sur des photographies aériennes et sur des cartes. Ces observations permettent de documenter les variations de masse, de volume, de surface et de longueur des glaciers, ainsi que la diversité de leurs morphologies à l'échelle mondiale (WGMS, 2025).

À l'inverse, l'initiative Global Land Ice Measurements from Space (GLIMS) met à disposition un inventaire des glaciers fondé sur des données issues de satellites optiques. Après traitement et analyse, les données produites incluent notamment les contours des glaciers, les lignes de neige, les axes principaux d'écoulement de la glace, ainsi que des informations sur la répartition du glacier par rapport à l'altitude (GLIMS, 2025). Cette base de données en libre accès est fréquemment utilisée non seulement comme référence, mais aussi comme source de validation et d'entraînement (Liu, 2021; Turpo Cayo et al., 2022), ainsi que le Randolph Glacier Inventory (RGI) qui réalise une couverture globale des glaciers > 0,01 km² autour de l'an 2000 (Arendt et al., 2015). Cependant, la base de données présente plusieurs limites : des lacunes temporelles d'une année à l'autre, les données manquent de cohérence spatiale et temporelle, et leurs qualités peuvent varier en

raison de l'hétérogénéité des méthodologies appliquées par les différents experts (Defourny et al., 2025).

Le RGI constitue un inventaire « statique » (non dynamique) des contours glaciaires à l'échelle mondiale, élaboré à partir des données issues de GLIMS, DCM et WGI (RGI Consortium, 2023). Il ne permet donc pas de suivre l'évolution temporelle du bilan de masse ou de la surface glaciaire.

Le National Snow and Ice Data Center (NSIDC) contient une base de données plus diversifiée : des données issues de satellites, de télédétection aérienne, d'études sur le terrain, des photographies et des observations historiques (NSIDC, s. d.). Ces données libres accès : les photographies et les observations historiques sont principalement intéressantes car elles ne sont pas faciles d'accès au niveau des institutions locales.

Toutes ces institutions et organisations internationales mettent à disposition des données en libre accès et des analyses détaillées sur les glaciers, ce qui facilite leur comparaison, le suivi de leur évolution et l'accès à des informations fiables à l'échelle mondiale.

Les glaciers figurent parmi les composantes du système terrestre les plus sensibles au changement climatique. Leur bilan de masse répond directement aux variations de température et de précipitations, et les pertes de surface et de volume observées au cours des dernières décennies reflètent l'augmentation des températures atmosphériques (Veettil & Kamp, 2019). Les variations géométriques glaciaires constituent ainsi des indicateurs quantifiables de l'évolution climatique.

Au-delà de leur rôle indicateur, les glaciers exercent une influence hydrologique et sociétale significative. Les changements de volume modifient les apports en eau en aval, en particulier en période sèche dans l'hémisphère sud, avec des implications pour l'approvisionnement en eau potable, l'irrigation et la sécurité alimentaire (Veettil & Kamp, 2019; Pörtner et al., 2019). Ils présentent également une valeur culturelle et économique, notamment dans les régions dépendantes du tourisme de montagne (Pörtner et al., 2019).

2. Caractéristiques des glaciers tropicaux

Les glaciers tropicaux sont situés entre le tropique du Cancer dans l'hémisphère nord et le tropique du Capricorne dans l'hémisphère sud (Soruco, 2012). Ils sont présents sur trois continents : Amérique, Afrique et Asie, dont 99% se concentrent en Amérique latine, principalement sur la cordillère des Andes (Veettil & Kamp, 2019; RGI Consortium, 2023). En Amérique, ces glaciers tropicaux sont répartis sur les pays suivants : Argentine, Chili, Bolivie, Pérou, Équateur, Colombie et une petite partie au Venezuela (Veettil & Kamp, 2019).

Les glaciers tropicaux en Bolivie sont situés dans la cordillère des Andes à proximité de l'océan Pacifique à l'ouest et du bassin amazonien à l'est, ces deux systèmes modulent la vitesse de recul des glaciers tropicaux. Plus les glaciers sont proches du Pacifique, plus ils sont résistants au réchauffement climatique grâce au phase froide du El Niño–Southern

Oscillation (ENSO) et Pacific Decadal Oscillation (PDO). À l'opposé les glaciers qui sont plus proches de l'Amazonie qui a un air chaud et humide, ils sont en train de disparaître sous l'effet du réchauffement (Veettil et al., 2017). Cette localisation leur confère une forte sensibilité au changement climatique à l'échelle décennale (Francou et al., 2013). Selon plusieurs projections, les températures peuvent augmenter de 2° à 5° jusqu'à la fin du XXIème siècle dans la cordillère des Andes (Verbist et al., 2018).

Les glaciers tropicaux de Bolivie représentent 20% de l'ensemble des glaciers tropicaux d'Amérique (Kaser et al., 1996). Ils sont situés sur deux cordillères : Occidentale et Orientale. La Cordillère Orientale est divisée en trois sous-cordillères qui contiennent encore des glaciers : Apolobamba, Real et Quimsa Cruz (Soruco, 2012) (Figure 1). La Cordillera Real est située dans l'Altiplano, au sud-est du lac Titicaca et à l'est de la ville de La Paz ; elle a une altitude moyenne de 4 000 mètres au-dessus du niveau de la mer (Montes de Oca, 1997), et elle contient 55% des glaciers de la Bolivie (Liu et al., 2013).

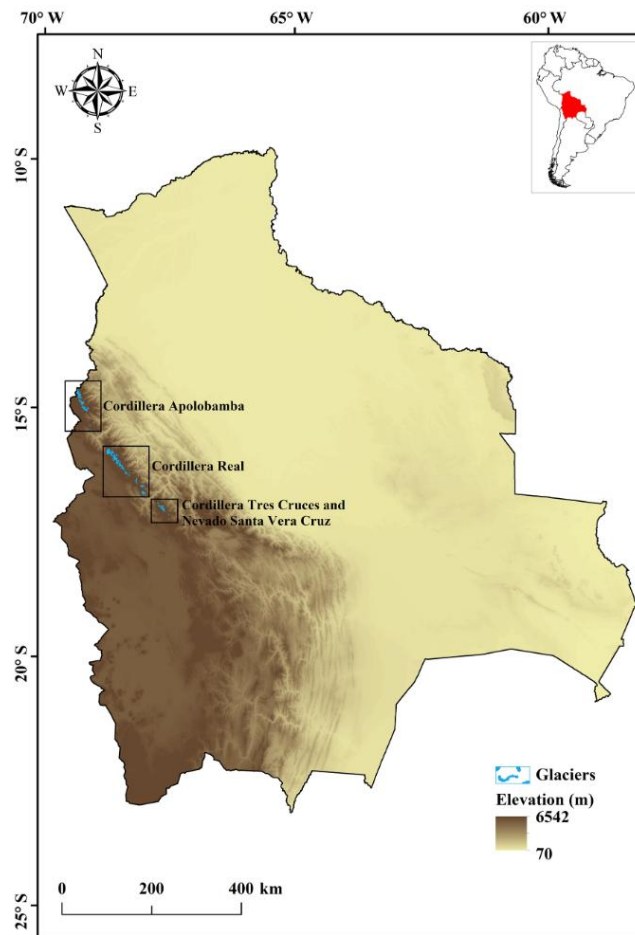


Fig. 1 Glacierized regions in the Cordillera Oriental of Bolivia

Figure 1. Les trois principales cordillères de la Cordillère Orientale de la Bolivie (Veettil et al., 2018)

Les glaciers tropicaux ont une taille plus petite (0,5-2,5 km²) par rapport aux autres : glacier des Alpes (5-10 km²) et de l'Himalaya (10-20 km²), et ils se forment à des altitudes supérieures à 4 600 m (Soruco, 2012). Ils sont fortement exposés au soleil et à l'air chaud

(Soruco, 2012) et constituent de bons indicateurs climatiques en raison de leur forte sensibilité au changement climatique à une échelle décennale (Francou et al., 2013).

Les changements des glaciers tropicaux en Bolivie ont un impact direct sur les conditions de vie des populations locales, par exemple au niveau du glacier Sajama, la réduction du glacier entraîne une perte des zones humides d'altitudes qui sont la principale source de nourriture des lamas, l'élevage de celui-ci représente l'un des revenus principaux ; mais aussi impacte l'accès en eau qui est indispensable pour la production agricole surtout pendant la saison sèche (Yager et al., 2019). Le recul des glaciers s'accompagne d'effets négatifs sur les moyens de subsistance des populations locales (Sine Limes, 2025).

Concernant le régime climatique, cette région est sous l'influence de la Zone de Convergence Intertropicale (ZCIT) (Soruco, 2012). La ZCIT se caractérise par un climat tropical humide au centre, avec des précipitations constantes tout au long de l'année et une tendance à un double pic annuel, tandis que les extrémités présentent un climat sec marqué par un pic pluviométrique annuel unique et une saisonnalité prononcée, alternant saison sèche (hiver austral) et saison humide (été austral) (Kaser et al., 1996; Soruco, 2012; Veettil et al., 2018).

La Cordillera Real se trouve à la limite extérieur de la ZCIT ; elle est donc confrontée à des saisons sèches et humides. La saison humide s'étend de décembre à mars, mais des précipitations notables surviennent aussi de juillet à août (Ribstein et al., 1995), la saison sèche, quant à elle, va d'avril à septembre (Liu et al., 2013).

Pendant la saison sèche (avril-septembre), il y a majoritairement de l'ablation et sublimation de la glace/neige (Favier et al., 2004; Liu et al., 2013), mais aussi en période de transition de saison sèche à saison humide (septembre-décembre) (Cook et al., 2016; Liu et al., 2013; Veettil et al., 2017). En fonction des différentes études, l'ablation maximale se déroule vers les mois d'octobre-décembre, en raison des faibles pluies et du faible albédo de surface (Favier et al., 2004) ou en mai-octobre, pendant la saison sèche et intersaisons, où il y a une plus forte radiation solaire (Cook et al., 2016). Cette contradiction peut être expliquée par la différence des endroits d'étude, la première étudie spécifiquement le glacier du Zongo et le deuxième étudie l'ensemble de la Cordillera Real. La ZCIT influence les précipitations mais il y a aussi un important contrôle par le phénomène de mousson d'été sud-américain (Veettil et al., 2017).

Ces glaciers tropicaux présentent une forte sensibilité aux oscillations associées à *El Niño-Southern Oscillation* (ENSO) (Rabatel et al., 2013). Lors des années El Niño, le taux de fonte s'accélère ainsi que la limite des neiges remonte (Favier et al., 2004), tandis que les années La Niña favorisent un bilan de masse équilibré ou positif (Rabatel et al., 2008).

Cependant, une tendance générale à la réduction des glaciers est observée, comme l'illustre l'étude du glacier Condoriri de la Cordillera Real. Cette étude considère uniquement les données de Landsat entre mai et octobre afin d'éviter les neiges

saisonniers susceptibles de fausser l'analyse des changements temporels et de l'effet du ENSO (Morizawa et al., 2013).

3. Monitoring des glaciers par télédétection

Les glaciers étant situés dans des environnements difficiles d'accès, les mesures in situ restent rares et coûteuses (Veettil et al., 2018). La télédétection est donc un outil très intéressant pour le monitoring de ces glaciers.

3.1. Télédétection : définition

La télédétection est la science qui permet d'acquérir des informations sur la surface terrestre sans être en contact direct. La photographie aérienne constitue la première technique de télédétection utilisée pour le suivi des glaciers, offrant une très haute résolution, néanmoins l'accès est restreint et très coûteux.

À partir des années septante, une nouvelle base de données utilise les images des satellites optiques. Les satellites optiques sont constitués par des capteurs passifs, ils sont capables d'enregistrer et de mesurer l'intensité du rayonnement électromagnétique qui résulte de la réflexion et diffusion par l'atmosphère et la surface terrestre des rayonnements solaires. Cette mesure d'énergie se fait sur plusieurs bandes spectrales allant du visible jusqu'à l'infrarouge, les propriétés physiques et bio géophysiques peuvent être déduites de la quantification de ces réflectances, chaque matériau possède des signatures de réflectance spécifiques, liées à leur nature et composition moléculaire (Raup et al., 2015). Ils ont une résolution de l'ordre de 30-90 m ainsi qu'un court temps de revisite tel que Landsat Multispectral Scanner (MSS), Landsat Thematic Mapper (TM), Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+), Terra ASTER et System Pour l'Observatoire de la Terre (SPOT) (Racoviteanu et al., 2008a).

Dans les années 2000 apparaissent des nouvelles constellations de satellites : Sentinel, des nouvelles générations du System Pour l'Observatoire de la Terre (SPOT) et de Landsat, avec une meilleure résolution jusqu'à 5 à 10 m et un temps de revisite plus court (Tableau 1).

Cependant, elles présentent deux contraintes principales : le besoin de la lumière du soleil et la présence des nuages ainsi que leurs ombres qui couvrent les zones d'intérêt (Kääb et al., 2016; Racoviteanu et al., 2008a; Veettil et al., 2017).

3.2. Satellites optiques pour le suivi des glaciers

Dans le domaine étendu de la télédétection, certains satellites sont privilégiés pour le monitoring des glaciers, dont les satellites optiques (tableau 1) et les satellites radar (SAR). Ces derniers ne seront pas utilisés dans ce mémoire.

Tableau 1. Caractéristiques des principaux satellites optiques utilisés pour le monitoring des glaciers

Satellite optique	Date opérationnelle	Temps de revisite	Résolution spatial	Commentaires	Source
Landsat (NASA/USGS)	1972-1982 : Landsat 1-2 (MSS) 1982-2013 : Landsat 4-5 (TM) 1999→ : Landsat 7 (ETM+) 2023-2021 : Landsat 8-9 (OLI & TIRS)	18 jours 16 jours 16 jours 8 jours	60m 30-120 m 30-60 m 30-10 m	Base historique et inventaire mondial.	(NASA, 2023; Radcliff, 2013)
Sentinel-2 (ESA)	2015→ : Sentinel-2A 2017→ : Sentinel-2B 2024→ : Sentinel-2C	5 jours	10-60 m	Monitoring et surveillance de la Terre.	(Revel et al., 2019)
MODIS (Terra&Aqua, NASA)	1999	1-2 jours	250-1000 m	Monitoring de neige/glace à échelle mondial	(NASA, 2026b)
ASTER (Terra,NASA)	1999	8min/orbite	15-90 m	Études de surfaces, calibration/validation et DEM détailler (ex : cordillère des Andes)	(NASA, 2026a)
SPOT (CNES)	1986-2002 : SPOT (1-4) 2002-2015 : SPOT-5 2014-2023- : SPOT (6-7)	26 jours 26 jours 26 jours	10-20 m 2,5-10 m 1,5-6 m	Images optiques de haute résolution.	(ESA, s. d.)
Pléiades (CNES, Airbus)	2011→	26 jours	0,5-2 m	Images optiques de très haute résolution.	(ESA, s. d.)

3.3. Avantages et inconvénients de la télédétection pour le suivi des glaciers

La télédétection présente plusieurs avantages, notamment l'accès facile aux données, contrairement aux données de terrain : on retrouve des collections à l'échelle mondiale avec une importante échelle temporelle et gratuite selon les fournisseurs, Landsat et Sentinel (Raup et al., 2015). Mais aussi elles permettent d'étudier plusieurs glaciers en même temps (Favier et al., 2004; K. Veettil, 2012; Turpo Cayo et al., 2022; Veettil et al., 2018). Cependant, la télédétection présente également certains désavantages : la

validation des observations est compliquée, surtout des glaciers difficiles d'accès (Bajracharya et al., 2014), la couverture des nuages qui couvre les zones d'étude ainsi que leurs ombres (Ye et al., 2024) et la structure du sol peuvent poser des problèmes pour l'analyse à divers niveaux, notamment en termes cohérence et l'incertitude (Ye et al., 2024).

3.4. Sentinel-2

Les satellites Sentinel-2 sont lancés et gérés par l'Agence Spatiale Européenne (ESA) pour le programme de l'Union Européenne Copernicus et ont pour mission de surveiller la surface terrestre et ces changements. La constellation est constituée par trois satellites, Sentinel-2A (2015), Sentinel-2B (2017) et Sentinel-2C (2024, opérationnels depuis seulement deux ans, ils ne seront pas utilisés). S2A et S2B sont situés sur la même orbite, mais décalés de 180° ; ainsi, ils permettent une revisite tous les cinq jours. Ils ont un instrument multispectral (MSI) qui couvre une surface de 290 km avec 12 bandes spectrales : 4 bandes à 10m, 6 bandes à 20m et 2 bandes à 60m (tableau 2) qui appartiennent au visible, proche infrarouge (PIR ou *NIR*) et moyen infrarouge (MIR ou *SWIR*). Deux collections images sont disponibles, L1C qui contient les images avec des réflectances au niveau du sommet de l'atmosphère ortho rectifiée et au niveau L2A qui contient des images ortho rectifiée mais calibré en réflectance au niveau de la surface, les effets de l'atmosphère étant corrigés (CDSE, s. d.; Revel et al., 2019)

Tableau 2. Description des bandes de Sentinel-2 (CDSE, s. d.)

Bande	Description	Longueur d'onde	Résolution
B01	Coastal aerosol	442.7 nm (S2A), 442.3 nm (S2B)	60m
B02	Blue	492.4 nm (S2A), 492.1 nm (S2B)	10m
B03	Green	559.8 nm (S2A), 559.0 nm (S2B)	10m
B04	Red	664.6 nm (S2A), 665.0 nm (S2B)	10m
B05	Vegetation red edge	704.1 nm (S2A), 703.8 nm (S2B)	20m
B06	Vegetation red edge	740.5 nm (S2A), 739.1 nm (S2B)	20m
B07	Vegetation red edge	782.8 nm (S2A), 779.7 nm (S2B)	20m
B08	NIR	832.8 nm (S2A), 833.0 nm (S2B)	10m
B8A	Narrow NIR	864.7 nm (S2A), 864.0 nm (S2B)	20m
B09	Water vapour	945.1 nm (S2A), 943.2 nm (S2B)	60m
B11	SWIR	1613.7 nm (S2A), 1610.4 nm (S2B)	20m
B12	SWIR	2202.4 nm (S2A), 2185.7 nm (S2B)	20m

*4 paramètres sont aussi présents : AOT (10m), SCL, SNW et CLD (20m) basé sur le processeur Sen2Cor

3.5. Études de la Cordillera Real

Une grande partie des études sur les glaciers tropicaux s'appuie sur les données historiques de Landsat (Liu et al., 2013; Raup et al., 2015; Turpo Cayo et al., 2022; Veettil, 2018; Veettil et al., 2017). Dans la recherche de Turpo Cayo et al., (2022), ils utilisent les données de Landsat pour améliorer la délimitation des glaciers tropicaux d'Amérique latine en s'appuyant sur les données GLIMS disponibles. Par contre les données GLIMS et RGI sont aussi utilisées en tant que source de validation et entraînement (Liu, 2021; Turpo Cayo et al., 2022) ainsi que pour améliorer la précision de l'étude (Veettil et al., 2018). Les données du satellite optique ASTER permettent de suivre l'extension des glaciers à différentes altitudes, ce type de données sont surtout utilisées pour réaliser des bilans de masse de glacier (Racoviteanu et al., 2008a; Veettil et al., 2018).

Les différentes études sur la Cordillera Real se trouvent dans le Tableau 3, ci-dessous.

Tableau 3. Bilan des études réalisées de la Cordillera Real

Période d'étude	Données	Méthode	Observations	Référence
1948-1983	Photographie aérienne	Manuelle	En 1975 la Cordillera Real a une surface de ~324 km ² .	(Jordan, 1991; Veettil et al., 2018)
1992-1998	Enquête géographique, mesure sur terrain, données topographiques et photogrammétrie	« Manuelle »	De 1992 à 1998, perte de 40% de la surface du glacier Chacaltaya de la Cordillera Real.	(Ramírez et al., 2001; Veettil et al., 2018)
1963-2006	Photographie aérienne et GPS	« Semi-automatique »	De 1975 à 2010, perte de 48% de la surface de 376 glaciers de la Cordillera Real.	(Soruco et al., 2009; Veettil et al., 2018)
1987-2010	Cloud-free Landsat TM and ALOS AVNIR-2	Automatique et semi-automatique	De 1987-2010, perte de 30% de la surface de la Cordillera Real.	(Liu et al., 2013; Veettil et al., 2018)
1988-2010	Landsat TM et ETM+	Semi-automatique	De 1988 à 2010, perte de 41% de la surface du glacier Condoriri de la Cordillera Real. Variation interannuelle observé coïncide avec le phénomène ENSO.	(Morizawa et al., 2013; Veettil et al., 2018)
1963-2009	Photographie aérienne, ALOS PRISM	Manuelle	De 1963 à 2009, perte de 35% de la surface du glacier Illimani de la Cordillera Real.	(Ribeiro et al., 2013; Veettil et al., 2018)
1986-2014	Landsat TM, OLI, TIRS et ETM+	Manuelle et semi-automatique	De 1986 à 2014, perte de 41,9% de la surface de la Cordillera Real.	(Cook et al., 2016; Veettil et al., 2018)

1975-2016	Landsat MSS, TM, OLI et Sentinel-2 MSI	Semi-automatique	De 1975 à 2016, perte de 51% de la surface de la Cordillera Real.	(Veettil et al., 2018)
2000	Imagerie satellite	Semi-automatique	Délimitation de la Cordillera Real dans le RGI ainsi que GLIMS. Elle a une surface de ~296 km ² *.	(Pfeffer et al., 2017)
2000-2016	Landsat TM et OLI	Semi-automatique	De 2000 à 2016, perte de 28% de la Cordillera Real. C'est une des délimitations de GLIMS.	(Seehaus et al., 2019)

*Surface calculée à partir des données GLIMS.

4. Classification et méthodes

De manière générale, les études de délimitation des glaciers s'appuient d'abord sur une définition initiale issue des bases de données telles que la classification de GLIMS et le RGI, celle-ci sert de référence de départ qui est ensuite adaptée ou enrichie en fonctions des besoins spécifiques de chaque étude (Paul et al., 2016; Turpo Cayo et al., 2022; Veettil et al., 2018).

Trois méthodes principales sont utilisées pour le traitement de données issues de satellites optiques : la classification manuelle, la classification semi-automatique (rapport de bandes, index basés sur les bandes et basés sur les objets) et la classification par modèle automatique (*Deep Learning*) (Ye et al., 2024).

4.1. La méthode de classification manuelle

La classification manuelle est l'une des premières méthodes utilisées pour la délimitation des glaciers, elle se base sur des données in situ, aérophotogrammétrie ainsi que images satellitaires (Paul, 2000; Ribeiro et al., 2013; Ye et al., 2024). La délimitation est réalisée à la main à l'aide d'images en fausses couleurs composite (Paul, 2000), afin de distinguer clairement la végétation, de la roche et du corps d'eau. Ces images peuvent être comparées à des mesures in situ afin d'en améliorer la précision, ainsi qu'à des images issues de l'aérophotogrammétrie, qui offrent une très haute résolution (Paul, 2000). Cette méthode est spécialement adaptée pour distinguer les glaciers qui sont fortement recouverts par débris, et permet ainsi une délimitation des glaciers avec une exactitude importante (Ye et al., 2024).

Par contre cette méthode est extrêmement chronophage et laborieuse, elle peut être appliquée à des études très localisées telles que l'étude de petit glacier (Ribeiro et al., 2013), mais non applicable à une grande échelle (Paul, 2000; Ye et al., 2024).

4.2. La méthode de classification semi-automatique

La classification semi-automatique est l'une des méthodes les plus utilisées pour la délimitation des glaciers, elle peut être soit basée sur les bandes ou soit sur les objets (Ye et al., 2024).

Trois types principaux de méthodes basées sur les bandes spectrales peuvent être distingués : les rapports de bandes (*Band Ratio*, BR), les indices tels que NDSI et les images en fausses couleurs.

La composition de la glace et de la neige influence le rayonnement optique, les bandes du visible ont une réflectance élevée alors que les bandes infrarouges ont une réflectance moyenne à faible (Morizawa et al., 2013). La réflectance est convertie en valeur numérique brute (*DN*) qui sera par la suite utilisée dans les rapports de bandes, qui permettent différencier la glace et ces environnements en fonction du seuil utilisé (Liu et al., 2013).

Le choix du seuil constitue une étape déterminante dans la délimitation des glaciers. Il doit considérer l'impact de la lumière du soleil ainsi des ombres sur les différentes surfaces : glace, neige (Paul et al., 2016; Seehaus et al., 2019). Mais aussi l'impact des neiges saisonnières et des lacs proglaciaires qui sont souvent confondus avec de la glace (Liu et al., 2013; Veettil, 2018). En fonction des études et des instruments, un ou deux seuils peuvent être utilisés, Paul et al., (2020) utilisent deux seuils avec Sentinel-2 pour cartographier le recul des Alpes. Un premier rapport de bandes R/SWIR est utilisé avec un seuil de 0,3 pour délimiter les glaciers et un deuxième seuil de ~ 860 est utilisé avec la bande Bleu qui permet de corriger les incohérences roche et débris qui n'ont pas pu être délimités par le premier seuil (Paul et al., 2020). Un seuil est plus souvent utilisé avec les données de Landsat avec instrument OLI (Paul et al., 2016).

Les différents satellites embarquent des instruments mesurant des bandes spectrales à divers niveaux du spectre électromagnétique, rendant certains rapports de bandes plus ou moins adaptés selon l'instrument utilisé (Paul et al., 2016). Une comparaison des bandes spectrales de Landsat 7, Landsat 8 et Sentinel-2, est présentée à la figure 2.

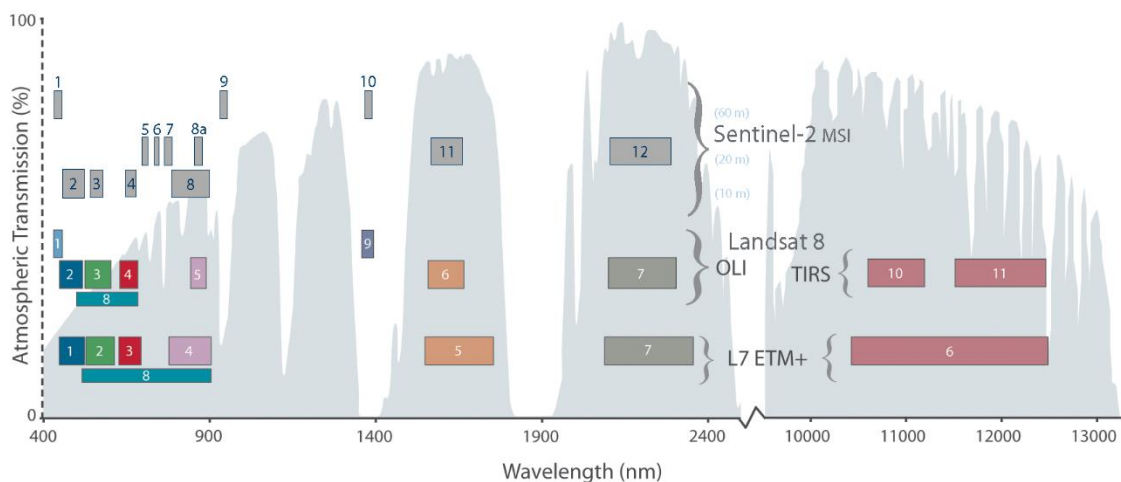


Figure 2. Comparaison des bandes spectrales de Landsat 7, Landsat 8 et Sentinel-2 (EROS, 2015)

Pour Landsat TM et OLI, les rapports de bandes les plus utilisés pour délimiter les glaciers sont : (i) R/SWIR avec des seuils de 1,5 ou 1,7 (Paul, 2000; Seehaus et al., 2019) ou 0,2 – 0,3 (Paul et al., 2016) et (ii) NIR/SWIR avec des seuils 3,6 (Nakano et al., 2013) ou supérieur à 1 (Paul et al., 2016).

Pour Sentinel, les rapports de bandes les plus utilisés sont : (i) R/SWIR et B avec des seuils de >0,3 et >860 (Paul et al., 2020) ou 0,2 – 0,3 et 500 - 2 000 (Paul et al., 2016), (ii) B/R avec un seuil supérieur à 1,20 (Paul et al., 2016) et (iii) NIR/SWIR avec un seuil supérieur à 1 (Paul et al., 2016)

Donc le seuil utilisé est très variable selon l'instrument, la journée, les matériaux en surface, l'humidité, la saisonnalité, cela étant donc un paramètre qui devrait être variable en cas d'étude globale (Turpo Cayo et al., 2022).

En plus des rapports de bandes simples qui sont efficaces à utiliser (Nakano et al., 2013), Normalized Difference Snow Index (NDSI) est couramment utilisé pour délimiter les glaciers (Centeno et al., 2017; Morizawa et al., 2013; Paul et al., 2020; Seehaus et al., 2019; Turpo Cayo et al., 2022; Veettil, 2018), grâce au rapport entre la glace et neige qui ont une haute réflectance étant très brillant avec les données plus obscures tel que la végétation, le sol et les roches (Racoviteanu et al., 2008a). La bande verte (V) est utilisée comme bande du visible, et il y a une majorité des études qui utilisent le SWIR (Paul et al., 2020; Racoviteanu et al., 2008a; Seehaus et al., 2019; Turpo Cayo et al., 2022; Veettil et al., 2018). Cependant il y a quelqu'un qui utilise el MIR (Centeno et al., 2017; Morizawa et al., 2013), l'NDSI est défini selon l'équation suivante :

$$NDSI = \frac{V - SWIR}{V + SWIR}$$

Les seuils sont un peu variables selon les instruments, avec Landsat (5, 7 et 8), on trouve des seuils allant de 0,7 - 0,8 (Morizawa et al., 2013; Seehaus et al., 2019), de 0,5 - 0,6 (Turpo Cayo et al., 2022; Veettil, 2018), de 0,37 (Centeno et al., 2017) et supérieur à 0,25 - 0,28 (Sharda et al., 2022) et avec Sentinel-2 un seuil compris entre 0,19 et 0,23 (Veettil, 2018) pour la même région. Le seuil varie en fonction de l'instrument, la région mais aussi dû à la métrologie (Ye et al., 2024). Il est important de noter que les seuils utilisés ne sont pas toujours explicitement indiqués dans les différentes études (Paul, 2000; Paul et al., 2016; Veettil & Kamp, 2019).

Cet index peut être aussi utilisé comme masque de nuages car il est moins performant que les BR (Paul, 2000; Paul et al., 2016), n'est pas capable de différencier la neige de la glace (Ye et al., 2024). Par contre NDSI est moins sensible aux ombres et impuretés que le ratio de bandes (Veettil et al., 2018).

Le Normalized Difference Water Index (NDWI) est couramment appliqué à la détection des corps d'eau. Il est utilisé pour la détection des lacs proglaciaires et peut éventuellement servir à les masquer (Paul et al., 2016). Le NDWI est défini par l'équation suivante (Qiao et al., 2012):

$$NDWI = \frac{Vert - NIR}{Vert + NIR}$$

Finalement une image en fausses couleurs permet de rendre visibles les bandes qui sont invisibles à l'œil humain ainsi permettant une mise en évidence plus claire des limites des différentes surfaces. Elles sont souvent utilisées sur les images de haute résolution lors de la validation des résultats (Liu et al., 2013; Morizawa et al., 2013).

La méthode de classification semi-automatique permet une classification rapide et les limites réalisées sont exploitables (Ye et al., 2024), par contre cette méthode a deux grands désavantages : la vérification est a priori réalisée manuellement et le post-traitement des données est exigeant (Liu et al., 2013; Paul et al., 2020; Ye et al., 2024). Afin de diminuer cette charge de travail, des modèles automatiques peuvent être utilisés (Arkalı et al., 2025).

4.3. Exemple d'étude réalisé par classification semi-automatique sur la cordillère des Andes

Les données et la méthodologie appliquée par le projet "*Mapping Three Decades of Changes in the Tropical Andean Glaciers Using Landsat Data Processed in the Earth Engine*" (Turpo Cayo et al., 2022) sont analysés pour la région de la Cordillera Real uniquement.

Cette recherche estime l'évolution annuelle de l'étendue des Glaciers Tropicaux Andins (TAGs) au cours des trois dernières décennies, en s'appuyant sur une méthode de classification semi-automatisée et sur l'ensemble des collections d'images satellites Landsat disponibles via la plateforme GEE, avec des résultats finaux produits à une résolution spatiale de 30 mètres.

Le périmètre d'étude est initialement posé à partir des données GLIMS. Cependant plusieurs surfaces glaciaires ne sont pas cartographiées en Bolivie, Pérou et Chili, cela ajoute un 15% de glaciers. Ils ne considèrent pas les glaciers couverts par débris, ni les avancées glaciaires qui sont définies comme peu probable dans cette zone.

Leur méthodologie est divisée en six points : la sélection et masquage des nuages avec CloudScore ainsi que leurs ombres avec TDOM (Temporal Dark Outlier Mask) dans les images des collections Landsat, le calcul du *Normalized Difference Snow Index* (NDSI), une première classification des glaciers est réalisée à l'aide d'un arbre de décision, ou la délimitation se fait sur base de trois seuils : NDSI minimal par année, la médiane des valeurs du NIR et Rouge minimal pour le 25^{ème} percentile du NDSI. Cette classification suit ensuite un post-traitement en cinq étapes : correction des lacunes laissée par le masque des nuages, filtres temporels afin d'éviter les changements erronés ou peu probables, filtrage des fréquences permettant d'identifier les pixels stables, filtre de permanence temporelle et finalement un filtre spatial pour éliminer le bruit de type « sel-poivre » ; et pour terminer leur analyse par une évaluation de l'exactitude.

Leurs résultats finaux sont validés par des experts indépendants sur une validation réalisée avec le plugin AcATaMa sur QGIS sur base des images RGB, sur leurs mêmes paramètres de classification. Les glaciers de la Bolivie représentent 20% de TAGs, ils ont perdu 40%

de leur surface annuelle depuis 1990 jusqu'en 2020, elle suit la même évolution que la perte annuelle moyenne de la couverture des TAGs (Figure 3).

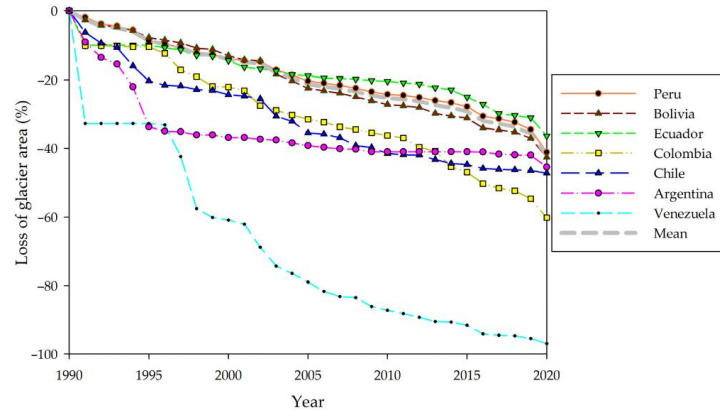


Figure 3. Évolution de la perte annuelle de couverture des TAGs par pays entre 1990 et 2020 (Turpo Cayo et al., 2022)

4.4. La méthode de classification automatique

Les modèles automatiques sont des outils essentiels en télédétection, car ils permettent de traiter des volumes de données beaucoup plus importants de manière plus rapide, tout en réduisant les coûts et la durée de l'étude (Lin Liu, 2021). Cependant des corrections manuelles sont toujours nécessaires, les avantages sont limités (Ye et al., 2024).

Une large gamme de méthodes de classification supervisée a été développée, parmi lesquelles les plus couramment employées pour la délimitation des glaciers sont les algorithmes de classification supervisée basés sur les pixels (Arkali et al., 2025) tel que: Support Vector Machines (SVM), Random Forest (RF) et les réseaux de neurones convolutifs (CNN) dont les U-Net (Xie et al., 2020; Yan et al., 2021a; Ye et al., 2024).

Le « *Support Vector Machine* » (SVM) est un algorithme de classification et régression utilisé lorsqu'il y a un grand déséquilibre entre les différentes classes d'entraînement (Arkali et al., 2025; Yu et al., 2015). Cette méthode permet de rééquilibrer les classes afin que l'exactitude obtenue reflète la qualité des données plutôt que leur quantité (Yu et al., 2015).

Cet algorithme permet de délimiter deux différentes classes à l'aide de l'hyperplan suivant :

$$f(x) = w^T x + b = \sum_{j=1}^N w_j x_j + b = 0$$

Avec x l'ensemble d'échantillons (pixel), w le vecteur poids et b le biais, pour les classifications basées sur les pixels, la fonction (RBF) pour le kernel est utilisée. Cet algorithme permet de réaliser des classifications avec une importante exactitude (Arkali et al., 2025).

Les arbres de décision sont des méthodes couramment utilisées en raison de leur interprétation facile, et c'est une importante première étape pour la classification de l'occupation terrestre (Arkali et al., 2025; Turpo Cayo et al., 2022).

Random Forest (RF) est une méthode d'ensemble qui construit plusieurs arbres de décision non-corrélés puis combine leurs prédictions afin d'attribuer chaque observation à la classe recevant le plus de votes, à l'aide de deux paramètres : le nombre de variables utilisés par nœud et le nombre d'arbres. Les données sont séparées, 2/3 sont utilisées pour entraînement et le tiers restant est utilisé pour estimer l'erreur (Arkali et al., 2025). L'algorithme RF est utilisé dans des études cartographiques visant à délimitation des glaciers recouverts de débris (Nijhawan et al., 2018; Zhang et al., 2019).

Convolutional neural networks (CNN), est une méthode très utilisée comme modèles de Deep Learning, spécialisée sur le traitement d'images (Ma et al., 2019). Cette méthode se base sur un traitement à trois étapes : couche de convolution avec les kernels et biais, couche de pooling et des couches entièrement connectées (Ma et al., 2019). Cet apprentissage permet de capturer des informations des surfaces complexes et de différencier plus précisément la glace, la neige et le sol (Ma et al., 2019; Yan et al., 2021b). Le pooling entraîne des pertes du détails d'information de l'image, pour cela U-Net est à priori utilisé (Lin Liu, 2021).

Les U-Net est un CCN spatial et spectral qui permet de conserver un bon degré de détail tout en assurant une géolocalisation précise. U-Net contient une structure codeur, décodeur ainsi qu'un skip, qui permet un apprentissage sans perte d'informations (Lin Liu, 2021). Cette amélioration entraîne une exactitude de quelques pourcents, par exemple dans une étude en Chine cette méthode avec model SSAM incrémente l'exactitude de 1% (Yan et al., 2021b).

Concernant les algorithmes de classifications supervisées basées sur les pixels, le SVM et RF permettent une meilleure classification pour des données issues de Sentinel-2A (Arkali et al., 2025).

Les classifications supervisées basées sur les objets (OBIA) utilisent aussi des algorithmes tels que : SVM, RF et CNN mais leurs performance est inférieures (Arkali et al., 2025). Les OBIA est une technique spécialement utilisée pour réduire les effets de « sel et poivre », cependant elle est plus complexe et coûteuse à utiliser (Ye et al., 2024).

Les méthodes automatiques présentent des désavantages au niveau de la qualité des données utilisées pour l'entraînement, ainsi qu'un important travail de post-traitement. La capacité d'apprentissage reste également limitée à des cas très spécifiques et n'est pas comparable à l'échelle régionale ni globale (Ye et al., 2024).

En conclusion, les méthodes manuelles, semi-automatiques et automatiques sont confrontées à plusieurs limites spécifiques à la télédétection des glaciers, notamment les variations saisonnières, les effets d'ombre et les ambiguïtés associées à la définition même d'un glacier ; ainsi que des incohérences dues à l'utilisation de sources de données

multiples acquises à des dates différentes (Ye et al., 2024). Dans ce contexte, l'utilisation de métriques de validation est essentielle.

5. Métrique de validation

Les méthodes automatiques et manuelles produisent des délimitations globalement similaires, bien que l'automatique tende à sous-estimer légèrement la surface des glaciers. L'approche automatique est plus rapide, standardisée et reproductible, tandis que la numérisation manuelle est plutôt utilisée pour corriger les erreurs liées aux ombres et aux débris. Les données à haute résolution servent principalement à la validation plutôt qu'à améliorer la précision. Ainsi, une approche semi-automatique combinée à une validation manuelle apparaît comme la plus pertinente (Paul et al., 2013).

La cartographie exacte est très difficile à atteindre pour la délimitation de la surface du glacier, due aux ombres, neige saisonnière, les lacs proglaciaires et les débris (Nakano et al., 2013; Racoviteanu et al., 2008b). Les classifications doivent donc être transparentes sur leurs métriques de validation, qui sont essentielles pour évaluer la qualité dans la cartographie. Les métriques binaires sont les plus couramment utilisées, avec des rapports entre les vrais positifs (*true positif*, TP), les vrais négatifs (*true negative*, TN), les faux positifs (*false positive*, FP) et les faux négatifs (*false négative*, FN) (Arkalı et al., 2025; Turpo Cayo et al., 2022).

- F1-score : $\frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP + FP + FN}$
- Exactitude (Accuracy) : $\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
- Précision : $\frac{TP}{TP + FP}$
- Rappel : $\frac{TP}{TP + FN}$

Afin de trouver des résultats exacts, il est recommandé de faire multiples délimitations en considérant ou non les débris et de comparer leurs écart-types, cela permettra de réaliser une délimitation plus exacte des glaciers (Paul et al., 2013).

Une métrologie de validation est décrite sur l'article de Olofsson et al., (2014) qui définit plusieurs « bonne pratique » de validations, celle-ci seront décrits plus en profondeurs sur les sections suivantes.

En conclusion, plusieurs études de délimitation glaciaire ont été menées sur la Cordillera Real entre 1948 et 2016, utilisant diverses sources de données (GLIMS, Landsat) et différentes approches méthodologiques allant de la numérisation manuelle aux méthodes semi-automatiques et automatiques. Toutefois, les protocoles de validation des résultats demeurent peu détaillés, voire absents. Par ailleurs, les images Sentinel-2, dont la résolution spatiale supérieure offre un potentiel important, n'ont pas encore été exploitées à l'échelle de la Cordillera Real.

2. Objectifs

La revue de la littérature met en évidence une grande hétérogénéité dans les méthodologies de délimitation des glaciers tropicaux, tant au niveau des bases de données de référence (GLIMS, Landsat) que des études locales. Cette diversité, combinée à une documentation insuffisante des résultats de validation, rend difficile la comparaison et l'évaluation objective des résultats entre études. Dans ce contexte, ce travail a pour ambition de développer une approche de caractérisation spatio-temporelle cohérente et reproductible, appliquée au cas de la Cordillera Real en Bolivie. Cette zone d'étude, qui concentre 55 % des glaciers boliviens et fait l'objet d'un suivi documenté depuis plusieurs décennies, constitue un terrain privilégié pour tester et valider une telle approche. Trois objectifs spécifiques structurent ce travail :

Le premier objectif consiste à évaluer et à comparer les principales méthodes de délimitation glaciaire applicables aux données Sentinel-2, afin d'identifier l'approche la plus adaptée à la cartographie de l'étendue minimale des glaciers tropicaux de la Cordillera Real. Cette évaluation portera sur les rapports de bandes spectrales et les indices normalisés (NDSI), en testant différents seuils de classification et en les confrontant aux résultats de la méthodologie de Turpo Cayo et al. (2022) basée sur Landsat. Les performances seront quantifiées à l'aide de métriques standardisées (l'exactitude, la précision, le rappel et le F1-score).

Le deuxième objectif est la production d'une série spatio-temporelle cohérente de l'étendue glaciaire de la Cordillera Real sur la période 2016–2025, à une résolution spatiale de 10 m à partir des données Sentinel-2. Cette série temporelle sera réalisée selon la méthodologie retenue à l'issue de l'Objectif 1. Les résultats seront confrontés aux données de référence issues de GLIMS et du projet ESA CCI Land Cover (résolution 300 m) afin d'évaluer la cohérence inter-sources.

Le troisième objectif consiste à valider de manière indépendante la série temporelle produite à l'Objectif 2, en utilisant des images à très haute résolution PlanetScope (3 à 5 m) comme référence. Cette validation croisée permettra de quantifier l'exactitude de la délimitation obtenue par Sentinel-2 et d'en établir les incertitudes, notamment en ce qui concerne les zones d'ombre, les glaciers recouverts de débris et les interfaces avec la neige saisonnière. Les métriques de validation seront calculées à l'échelle du glacier individuel et de la Cordillera Real dans son ensemble.

Ce travail apportera ainsi une contribution méthodologique à l'amélioration du monitoring des glaciers tropicaux, en proposant une chaîne de traitement documentée, validée et reproductible, susceptible d'être étendue à d'autres glaciers.

3. Zone d'étude

En Bolivie, les Andes se divisent en deux parties : la Cordillère orientale et la Cordillère occidentale. La Cordillère occidentale est située à l'est du pays, à la frontière avec le Chili.

La Cordillère orientale est située au nord-ouest du pays, dans le département de La Paz principalement, elle peut être subdivisée en Cordillera Real et en Cordillère centrale ou méridionale, où il n'y a plus de glaciers. La Cordillera Real est subdivisée en cinq régions : en partant du nord-est, à la frontière avec le Pérou, on trouve la Cordillère d'Apolobamba, puis la Cordillère de Muñecas, la Cordillère de La Paz ou Real, la Cordillère de Quimsa Cruz ou Tres Cruces et, au sud-ouest, la Cordillère de Cochabamba. Parmi ces cordillères, seules trois possèdent encore des glaciers, à savoir Apolobamba, Real et Quimsa Cruz (Soruco Sologuren, 2012).

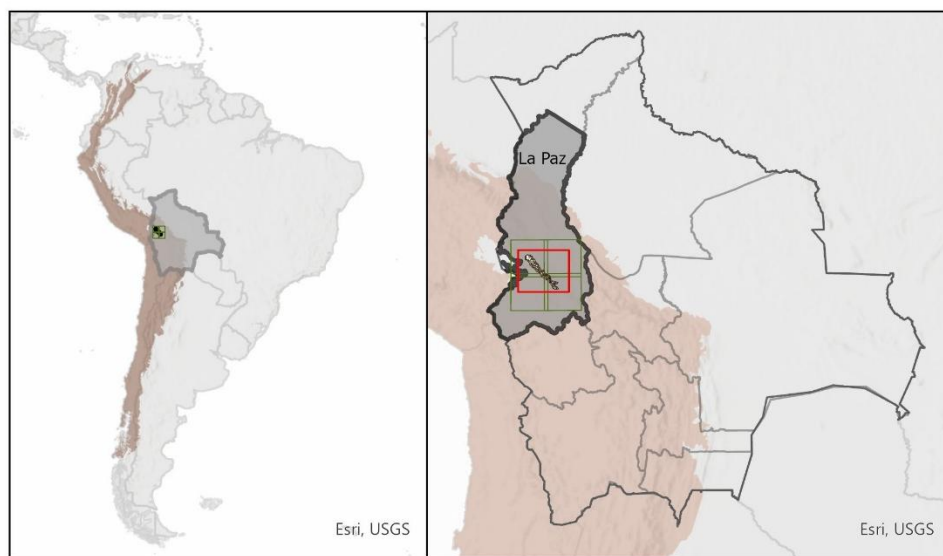
La Cordillera Real est située sur l'altiplano, au sud-est du lac Titicaca et à l'est de la ville de La Paz ; elle culmine en moyenne à 4 000 m d'altitude (Montes de Oca, 1997). Elle est influencée par l'Altiplano à l'ouest et par le bassin amazonien à l'est (Liu et al., 2013). Elle contient 55% des glaciers tropicaux de la Bolivie, et 11% des glaciers tropicaux du monde entier (Soruco et al., 2009). Parmi les glaciers de cette cordillère, on trouve l'Illimani, le Chacaltaya, le Huayna Potosí, l'Ancohuma et le Mururata (Soruco, 2012).

Au niveau climatique, la Cordillera Real est située sur la ZCIT comme vu dans l'état de l'art. Elle est donc touchée par une saison humide de septembre à décembre puis d'une saison sèche d'avril à septembre (Cook et al., 2016; Liu et al., 2013). L'accumulation des glaciers a lieu principalement pendant la saison humide et l'ablation maximal des glaciers pendant la saison sèche et intersaisons, où il y a une plus forte radiation solaire (Cook et al., 2016), cependant de la neige saisonnière peut être observée. Sur les mois décembre – mars, la radiation solaire ainsi que la vitesse du vent sont relativement faibles (Liu et al., 2013).

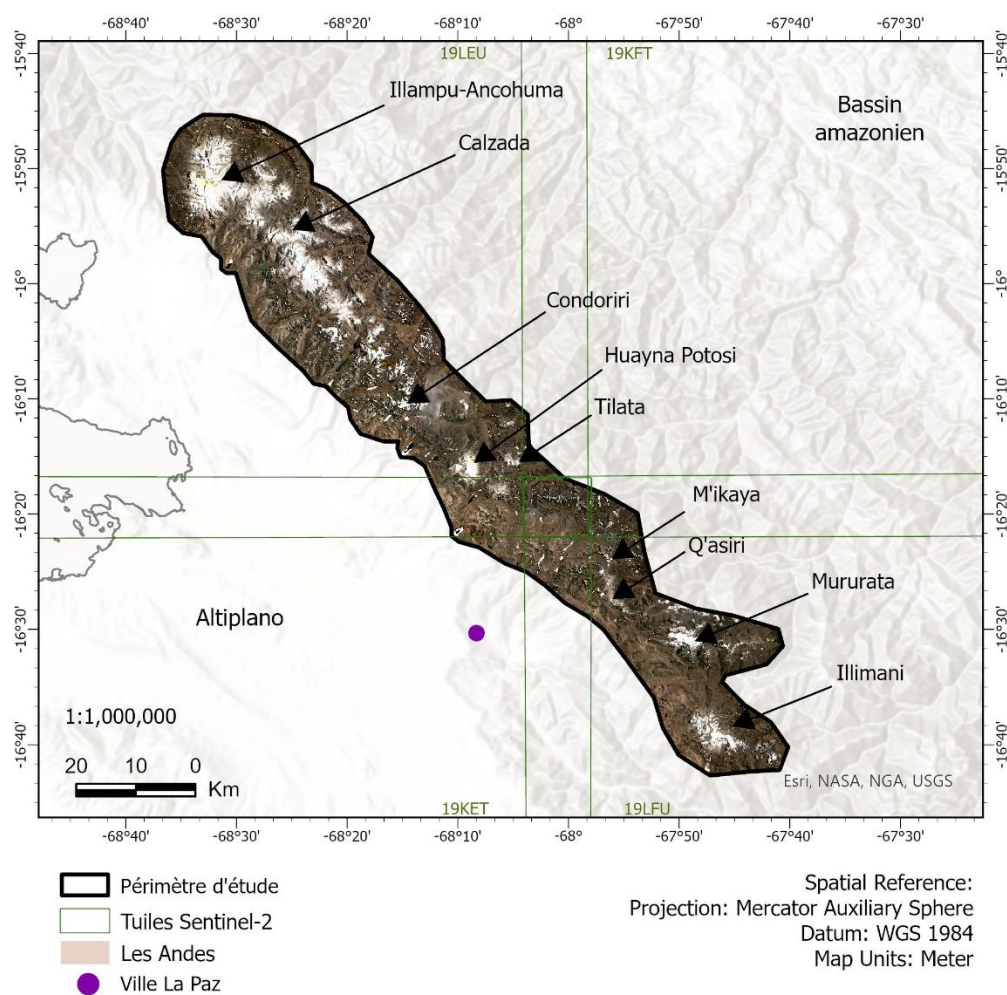
Selon les différentes études la Cordillera Real est en déclin de 48% de sa surface entre 1975 et 2010 (Soruco et al., 2009; Veettil et al., 2018), de 30% de sa surface entre 1987 à 2010 (Liu et al., 2013), ainsi que de 1975 à 2016, elle a perdu 51% de sa surface (Veettil et al., 2018).

Le retrait est différent en fonction des différents glaciers, de 1992 à 1998, perte de 40% de la surface du glacier Chacaltaya (Ramírez et al., 2001; Veettil et al., 2018) et de 1963 à 2009, perte de 35% de la surface du glacier Illimani (Ribeiro et al., 2013; Veettil et al., 2018).

Le périmètre d'étude (ROI) est défini à partir des données GLIMS et de celles de Turpo Cayo et al., (2022). Un tampon d'environ 1 à 5 km est ajouté afin d'inclure d'éventuels petits glaciers qui n'auraient pas été délimités. Au total, le ROI couvre une superficie de 2 459 km², répartie sur quatre tuiles : 19KEB, 19KFB, 19LEC et 19LFC (Figure 4).



Localisation de la zone d'étude en Bolivie



Source: Mosaïque mensuelle de Planetscope – septembre 2020
 Author: Anaí Ballivián (2026)

Figure 4. Périmètre d'étude de la Cordillera Real en Bolivie

4. Sources de données et méthodologie

Dans un premier temps, l'analyse des données et de la méthodologie employée sur les études qui réalisent les contours et des séries temporels sur la Cordillera Real est présentée. Dans un second temps, la méthodologie utilisée pour cartographier la Cordillera Real (CR) est détaillée.

4.1. Sources de données pour la délimitation des glaciers de la Cordillera Real

Dans la section suivante l'analyse des données GLIMS sur la Cordillera Real est réalisée, suivie d'une analyse des données en cours de traitements du projet CCI, et finalement, les données du projet de Turpo Cayo et al., (2022) seront analysées.

4.1.1. Données GLIMS

L'initiative *Global Land Ice Measurements from Space* (GLIMS) constitue un inventaire mondial de données glaciaires dérivées d'images satellitaires optiques.

Au niveau de la Cordillera Real (CR), la base de données de GLIMS fournit les données sous forme de polygones avec uniquement les contours des glaciers, sans délimitations spécifiques des lacs proglaciaires et supraglaciaires, ni des dépôts de débris glaciaires.

Chaque jeu de données est associé à une table d'attributs, comprenant notamment l'ID du glacier, la date d'acquisition des images utilisées, l'aire en km², la description du traitement et les noms des analytes (*GLIMS: Downloaded Data Attribute Description*, 2025).

Six délimitations couvrent l'ensemble de la Cordillère, pour les années « 1660 », 1998, deux pour 2000, 2013 et 2016 (Figure 5), les données sont disponibles [ici](#). Une délimitation pour les années 1986 et 1990 est réalisée sur une zone spécifique aux glaciers Condoriri, mais ne sera pas prise en compte dans cette analyse (GLIMS, 2025).

Le contour théorique de CR de « 1660 » est réalisé par classification manuelle à partir d'images Worldview et Maxar contenant des informations morphologiques témoins ainsi que des données lichenométriques et des informations issues de la littérature (Carrivick et al., 2024; GLIMS, 2025). Les glaciers étant en déclin depuis la LIA, cette surface ne devrait pas être dépassée (Małecki et al., 2018).

Le contour de CR de 1998 est réalisé par classification semi-automatique à partir de données de Landsat-5, à partir d'un band ratio TM3/TM5 avec correction manuelle des débris et des ombres (Paul, 2000).

Le contour de CR de 2000, vient de RGI version 5.0 de la région 16. Le RGI est réalisé sur une classification semi-automatique sur des images des satellites Landsat, ASTER et SPOT avec une validation manuelle par consortium régional. La mosaïque pluriannuelle de 2000 est basée sur des images de 1999 à 2010 (Arendt et al., 2015).

Les contours de CR réalisés par classification semi-automatique de 2000, 2013 et 2016 sont réalisés à partir d'images sans nuages Landsat-5 (TM) pour 2000 et Landsat-8 (OLI) pour 2013 et 2016, à 30 m de résolution spatiale. La méthode combine NDSI (TOA, avec seuils 0,8) avec les bandes Vert et SWIR et le rapport de bandes tel que R/SWIR, (avec seuils 1,7 pour L5 et 1,5 pour L8). La classification binaire générée est ensuite validée visuellement sur des images de haute résolution de Google Earth (Seehaus et al., 2019).

Le contour de 2000 est amélioré de 20% par rapport à celui du RGI 6.0, notamment dans les zones présentant de fortes discrédances. Sur la période 2000-2016, la CR a perdu 28% de sa surface glaciaire (Seehaus et al., 2019).

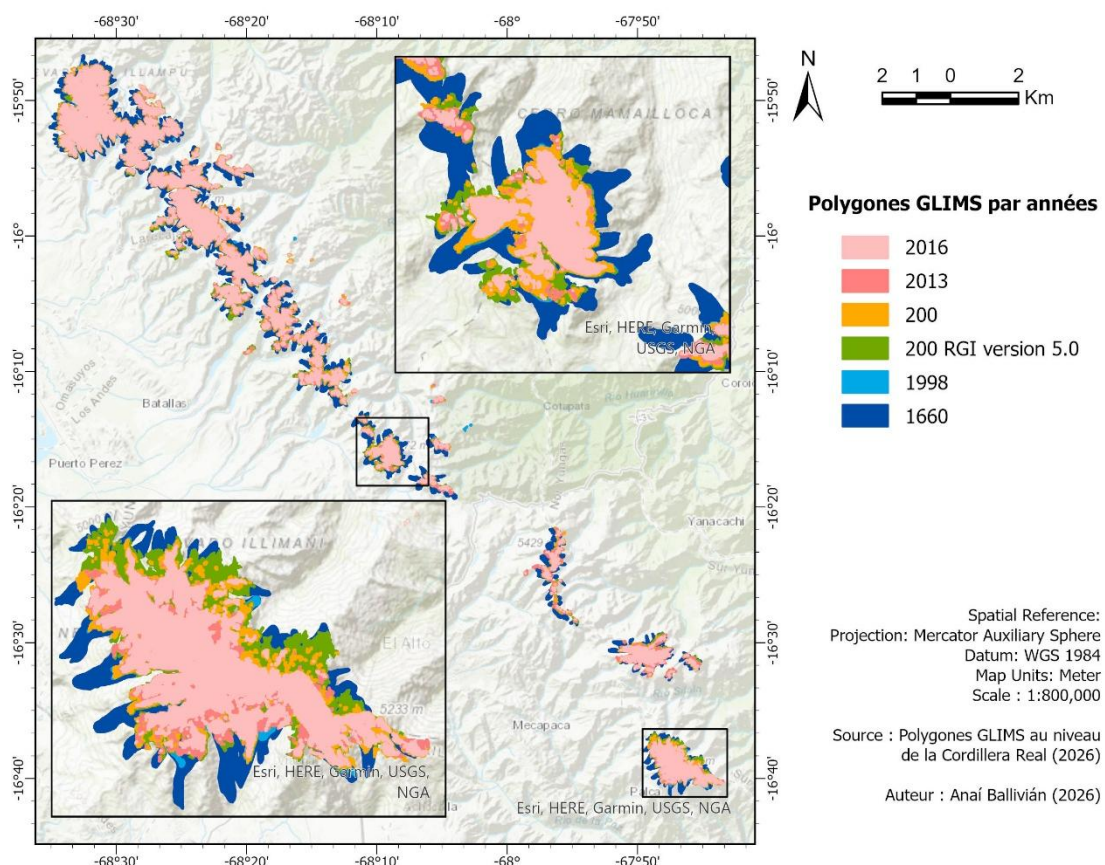


Figure 5. Visualisation des données de GLIMS disponible sur la Cordillera Real

Les contours glaciaires reposent sur des méthodes, capteurs et résolutions spatiales différentes, ce qui limite leur comparabilité directe. Une tendance visuelle montre que ces glaciers perdent leurs surfaces, mais aucune conclusion précise ne peut être tirée, sauf pour les contours réalisés avec les mêmes données et méthodologies. Concernant, la précision des données aucune information est fournie.

4.1.2. Projet CCI Land Cover

Le projet ESA Climate Change Initiative Land Cover (CCI LC) produit une série temporelle mondiale cohérente de cartes de couverture terrestre destinée au suivi environnemental et à la modélisation du climat. Cette série annuelle couvre la période 1992–2022 à une résolution spatiale de 300 m et comprend 22 classes de couverture terrestre (Defourny et al., 2025). Dans cette étude, seule la classe 220 correspondant aux surfaces de neige et glace permanentes est considérée.

La classe 220 repose actuellement sur les données du Randolph Glacier Inventory (RGI v7.0) et est traitée comme spatialement constante sur l'ensemble de la période 1992–2022. Cette hypothèse ne permet pas de prendre en compte les changements observés au cours des dernières décennies, en particulier dans les régions tropicales andines où les taux de recul glaciaire sont élevés. Afin d'intégrer cette variabilité temporelle, des développements méthodologiques sont actuellement menés au sein du projet CCI LC à partir des données GLIMS (Defourny et al., 2025).

Afin de produire une série temporelle cohérente de la classe 220, le traitement repose sur trois règles principales : (i) le remplissage des lacunes temporelles entre années successives, (ii) l'identification des glaciers à partir d'identifiants uniques, et (iii) l'hypothèse d'une tendance générale de recul glaciaire au cours du temps. Cette approche permet de générer une série annuelle cohérente des surfaces glaciaires à 300 m de résolution spatiale, qui reprend les valeurs comprises entre 0 et 1 représentant la fraction de surface glaciaire contenue dans le pixel. Dans la suite de ce mémoire, cette version expérimentale est désignée sous le terme CCI_CR.

Pour la CR, la série temporelle obtenue présente une variabilité interannuelle relativement faible entre 1992 et 2022 (Figure 6 et 7). Quelques changements localisés peuvent néanmoins être observés, principalement dans la partie centrale de la cordillère entre 1999 et 2000. La surface totale diminue de 4 884 à 4 879 pixels entre 1999 et 2000, indiquant une réduction nette des surfaces glaciaires.

La faible variabilité observée dans cette série temporelle s'explique probablement par le nombre limité de délimitations GLIMS disponibles sur la région au moment du traitement. La précision de la délimitation des glaciers dans GLIMS contribue également à lisser les variations de faible amplitude, en particulier pour les petits glaciers et les zones marginales de retrait glaciaire.

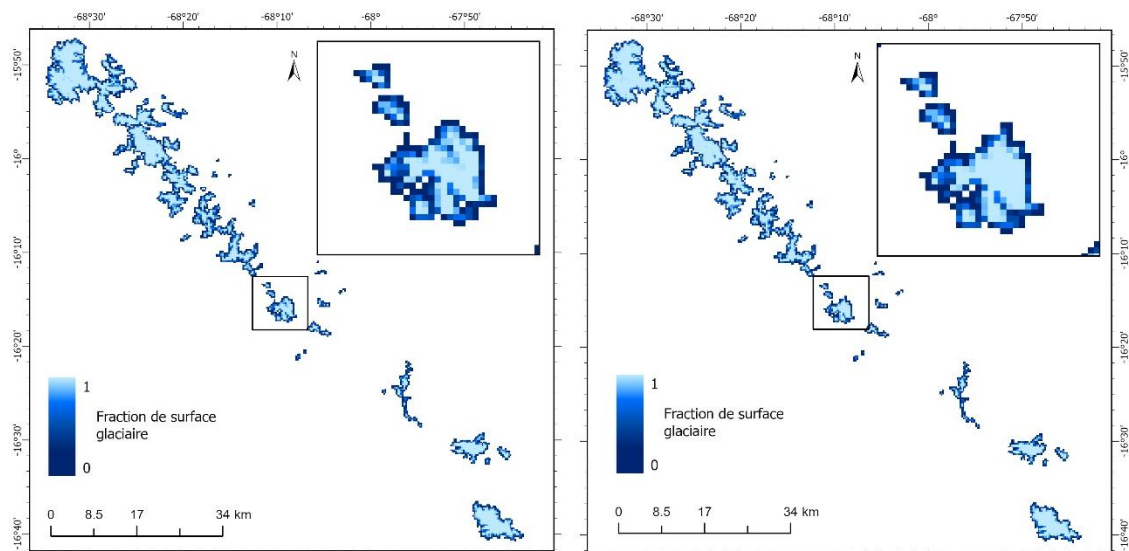


Figure 6. Représentation de la Cordillera Real par CCI_CR en 1999(à gauche) et 2000 (à droite) à 300 m de résolution

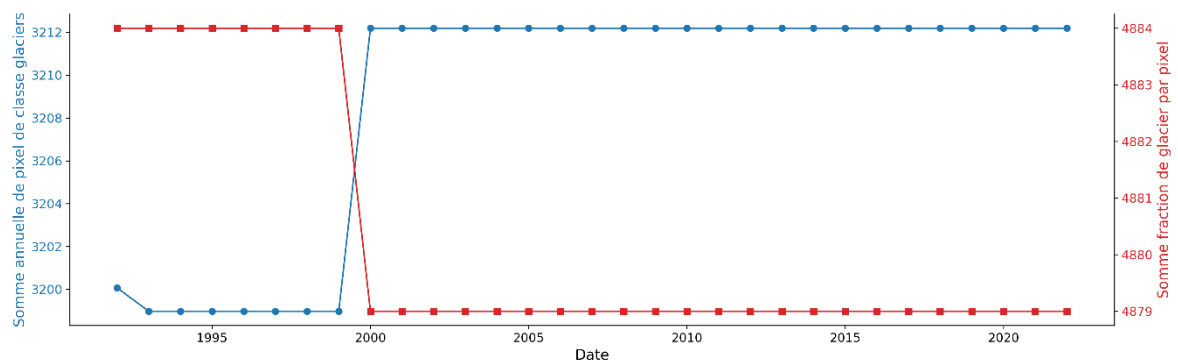


Figure 7. Évolution de la fraction glaciaire totale (en rouge) et de la somme des pixels (en bleue) annuelle de la Cordillera Real de 1992 à 2022

4.1.3. Méthodologie de cartographie des glaciers tropicaux andins par Turpo Cayo et al., (2022)

Au niveau de la classification de Turpo Cayo et al. (2022) de la Cordillera Real (Figure 8), l'évolution de la surface glaciaire annuelle est observable entre 1995 en jaune et 2020 en rouge. Les glaciers situés au nord-ouest, caractérisés par des surfaces plus étendues, présentent une diminution relativement faible par rapport à ceux du centre, qui subissent une perte plus marquée. Par ailleurs, les glaciers orientés vers le bassin amazonien semblent connaître un recul plus prononcé que ceux exposés du côté de l'Altiplano.

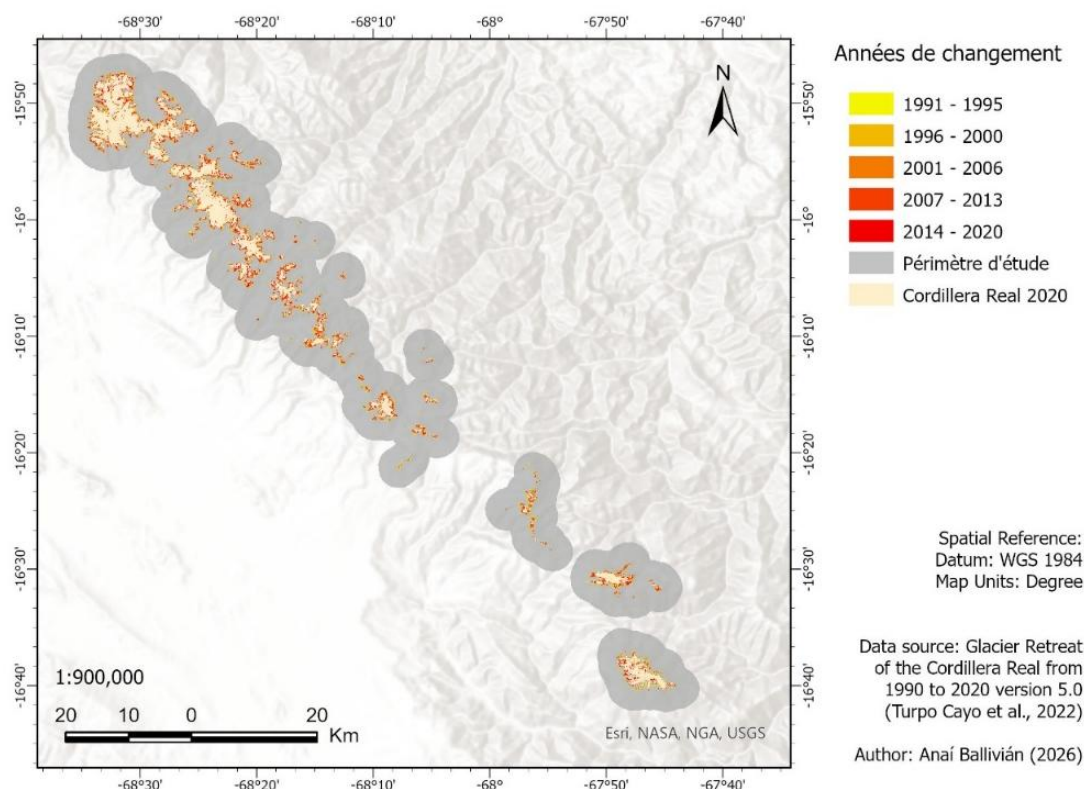


Figure 8. Détection du changement de la Cordillera Real de 1985 à 2020

Les données sont projetées en MARGEN UTM Zone 19S (ESPG :5356) pour minimiser les distorsions et déformations géométriques locales par rapport au système global WGS84, permettant ainsi, un calcul des surfaces plus fiables. Dans la figure 9 les surfaces sont calculées sur base de la somme de pixels classé comme glacier puis convertie en km². Entre 1985 et 2020, la Cordillera Real a perdu 62% de sa surface glaciaire totale, dont une diminution particulièrement marquée de 35% sur la période 1985–1990 et une perte de 8,4% sur la période 2019-2020.

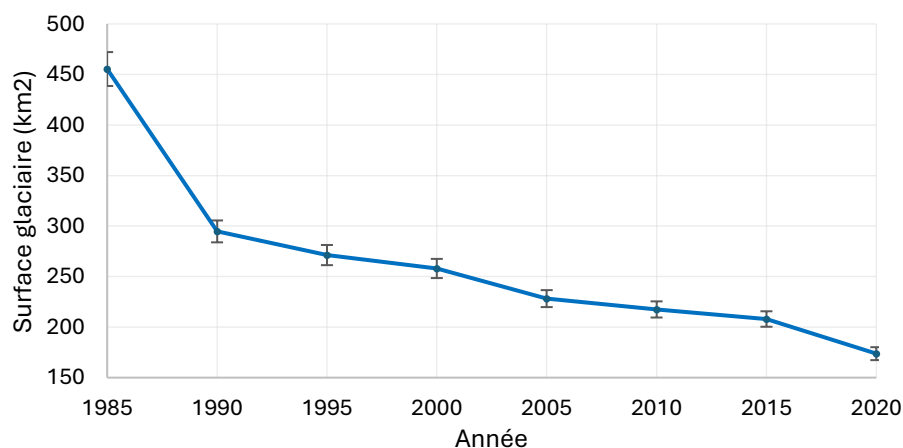


Figure 9. Évolution de la surface glaciaire de la Cordillera Real entre 1985 à 2020

4.2. Méthodologie de cartographie des glaciers à partir des données Sentinel-2

L'ensemble du pré-traitement, traitement et classification sont décrit sur la figure 10 ci-dessous.

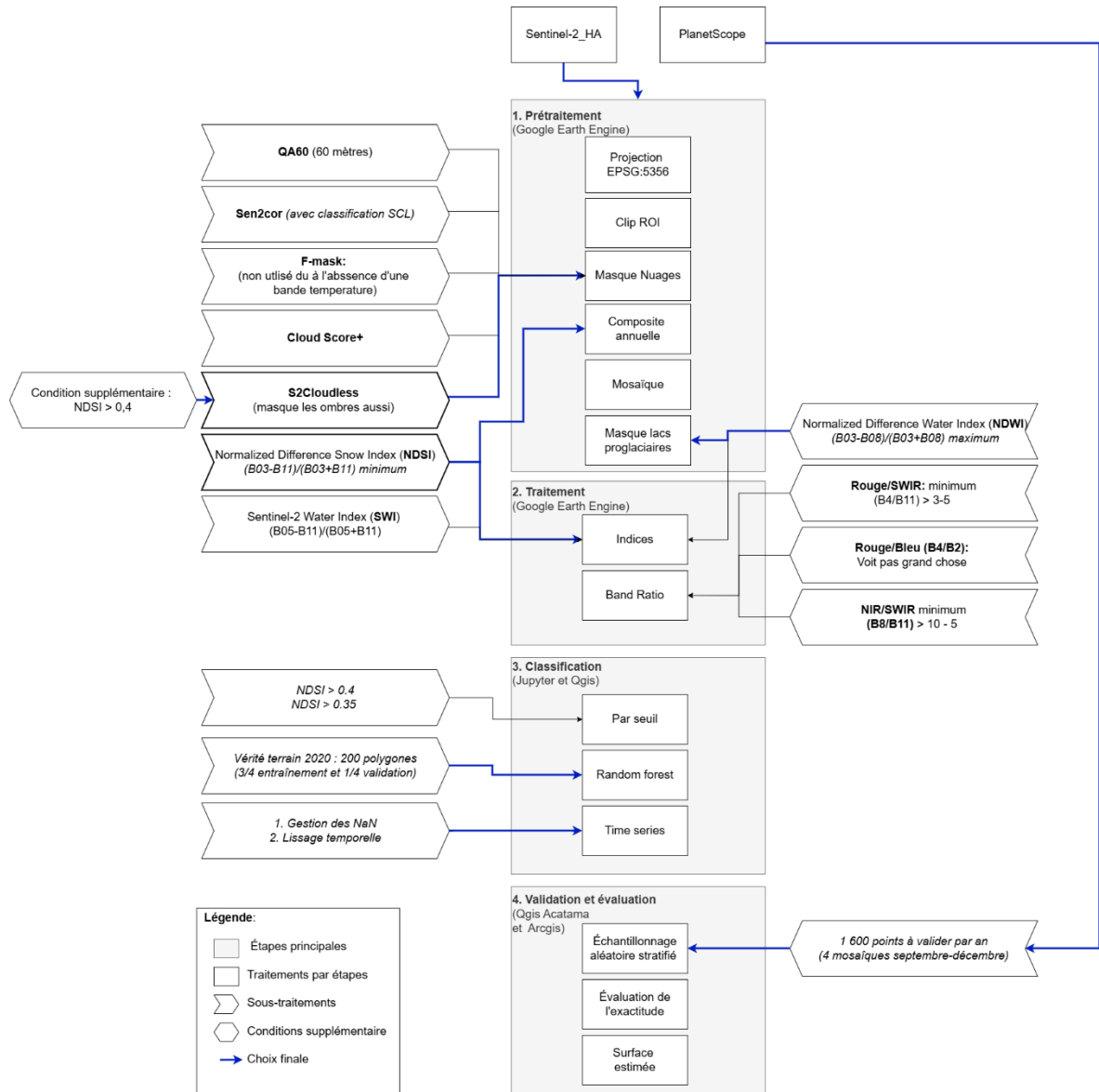


Figure 10. Étapes de la méthodologie de traitement des données Sentinel-2. Les flèches en noir représentent les différents sous-traitements réalisés par traitement et les flèches en bleu représente les sous-traitements choisis pour la classification finale.

4.2.1. Données

Les données utilisées dans cette étude sont la collection harmonisée de Sentinel-2 pour le traitement ainsi que la collection de Planet Scope pour la validation.

4.2.1.1. Sentinel-2

La collection « Harmonized Sentinel-2 MSI: MultiSpectral Instrument, Level-2A (SR) » de GEE est disponible depuis 28/03/2017 à nos jours, elle est mise à disposition par l'Agence spatiale Européenne (ESA) et Copernicus.

Cette collection est utilisée en raison de sa capacité à assurer une continuité temporelle des données, garantissant ainsi leur comparabilité sur l'ensemble de la période étudiée. En l'absence de cette harmonisation, les observations acquises après le 25 janvier 2022 ne seraient pas directement comparables aux précédentes, en raison de l'introduction de l'algorithme « Processing Baseline 04.00 », qui modifie les valeurs numériques (DN) en y ajoutant une constante de 1000.

Cependant, des erreurs peuvent être présentes en 2017 et 2018 sur la collection de niveau L2, car elle est incomplète dans quelques parties du monde.

Cette collection est corrigée atmosphériquement par le logiciel Sen2Cor, permettant d'obtenir des données au niveau 2A (réflectance au sol, BOA). Elle contient 12 bandes spectrales (voir Tableau 2) et 11 classifications avec la probabilité de nuages, aérosols, neige et SCL à différentes résolutions (Main-Knorn et al., 2017).

Les images Sentinel-2, comme toutes images issues de capteurs optiques, sont fortement affectées par la présence de nuages. Plusieurs masques de nuages et d'ombres sont disponibles, mais leur performance varie. Les classifications telles que *Scene Classification Layer* (SCL) qui permettent de masquer les nuages et cirrus sont remplies de faux positifs au niveau des glaciers.

Le masque par défaut de GEE utilise la bande QA60, qui contient des informations sur les nuages et les cirrus, celui contient les informations sur base d'un masque de polygones jusqu'en 2022 et à partir de 2024 il s'appuie sur les bandes de classification (SCL) des nuages opaques, des cirrus, de la neige et du verglas. Ce masque binaire permet de masquer les nuages (bit 10) et aux cirrus (bit 11) à une résolution de 60 mètres.

Cependant, cette bande présente plusieurs limitations pour cette étude : elle confond fréquemment les pixels de glace avec ceux des nuages, sa résolution de 60 mètres est insuffisante pour réaliser une classification précise à 10 mètres et finalement le changement de méthode de classification au cours de la période d'étude risque de compromettre la cohérence des séries temporelles.

Le F-Mask est couramment utilisé sur les données Landsat pour la classification des glaciers (Qiu et al., 2019). Ce masque est basé sur un algorithme automatique qui permet de détecter les nuages, leurs ombres et la neige, couramment utilisé pour Landsat 4-8. Il peut être aussi utilisé pour la collection de Sentinel-2 avec réflectance au sommet de l'atmosphère (TOA) ortho rectifiée au niveau 1C (Qiu et al., 2019). Il utilise

principalement les données de la bande thermique de Landsat et une probabilité de nuage avec « hot-spots » pour Sentinel parce qu'il n'a pas une bande thermique ; ainsi que des données auxiliaires tel que les masque d'eau et des modèles numériques de terrain (MNT), afin de différencier les ombres des nuages et les ombres dues à la topographie (Qiu et al., 2019).

Toutefois, l'absence de bande thermique limite la performance de ce masque pour la détection exclusive des nuages et de leurs ombres dans cette région. Par conséquent, le F-Mask n'est pas retenu dans le cadre de ce travail.

Le processeur Sen2cor qui effectue principalement des corrections atmosphériques pour convertir les images du niveau L1C (TOA) à L2A (BOA), fournit également la couche de la classification des scènes (SCL) (Main-Knorn et al., 2017). Cette bande contient les classes d'intérêt suivantes : les ombres et nuages (classe 3), nuages probabilité moyenne (classe 8), nuages probabilité élevée (classe 9), et cirrus (classe 10). Cependant, cette classification est remplie de faux positifs au niveau du glacier, ce qui la rend inadéquate pour être utilisée comme masque unique.

Face à ces limitations, un quatrième masque de nuages est appliqué en s'appuyant sur la collection Cloud Score+ S2_HARMONIZED V1, également utilisée par Turpo Cayo et al. (2022). Cette méthode attribue à chaque pixel un « score de clarté » disponible sur la bande *cs_cdf*, lorsque ces valeurs sont supérieures ou égales à 0,6 (seuil indiquant une forte probabilité de nuages) les pixels sont masqués. Ce masque est très performant pour masquer les différents nuages, pourtant ne permet pas de masquer les ombres des nuages (*Cloud Score+ S2_HARMONIZED V1 | Earth Engine Data Catalog*).

Pour cette raison, un cinquième masque est appliqué avec S2cloudless, qui associe la collection d'images de Sentinel-2 SR harmonisé aux images de probabilité des nuages de *Sentinel-2: Cloud Probability* ainsi que les ombres des nuages, celui-ci étant le plus performant, il sera présenté plus en profondeur dans la section 4.2.2.3.

4.2.1.2. PlanetScope

Pour l'évaluer l'exactitude de la carte réalisée, il est fortement recommandé d'utiliser des données de meilleures résolutions, celle-ci permettent de labelliser les pixels avec une meilleure précision ainsi qu'une meilleure estimation de l'exactitude sur la carte (Olofsson et al., 2014). Dans cette optique, les données de Planet Scope sont particulièrement adaptées pour valider des cartes produites à partir de données Sentinel-2.

La collection PlanetScope est une collection multispectrale fournie par la constellation de nanosatellites (Doves), depuis 2016. Cette imagerie a une résolution spatiale de 3-4,1 mètres et est revisitée quotidiennement. Elle contient deux limites principales, les variations radiométriques qui compromettent la comparabilité temporelle des images et les décalages géométriques d'ortho rectification entre les scènes, cependant, ces problèmes peuvent être en grande partie corrigés, par exemple en utilisant des points de contrôle au sol (GCP) pour améliorer l'ortho rectification (Frazier & Hemingway, 2021).

4.2.2. Prétraitement

Le prétraitement est réalisé sur GEE, plateforme permettant de traiter un volume important d'images sur une vaste surface et sur de longues périodes temporelles. À l'issue d'une première visualisation, deux masques ont été identifiés comme nécessaires : un masque pour les nuages et leurs ombres, et un masque pour les lacs. Ces masques seront détaillés dans les sections suivantes.

4.2.2.1. *Spatial et temporelle*

La première étape consiste à définir la zone et période d'intérêt sur laquelle ces traitements seront appliqués.

Le périmètre d'étude (ROI) est défini à partir des données GLIMS et de celles de Turpo cayoi et al, (2022). Un tampon d'environ 1 à 5 km est ajouté afin d'inclure d'éventuels petits glaciers qui n'auraient pas été délimités. Au total, le ROI couvre une superficie de 2 459 km², répartie sur quatre tuiles : 19KEB, 19KFB, 19LEC et 19LFC (Figure 4).

Toutes les données sont projetées en MARGEN_UTM_Zone_19S (EPSG:5356), une projection plane en mètres qui minimise les déformations sur cette région et ainsi mesure de manière fiable des surfaces.

La période d'étude initialement prévue s'étendait de 2016 à 2025, mais elle a finalement été restreinte à la période 2019–2025, les images disponibles entre 2016 et 2018 étant peu nombreuses et fortement dégradées en raison d'une couverture nuageuse importante (Tableau 4).

Tableau 4. Nombre des images disponibles après application des masques : nuages/ombres et lacs

Année	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Images masquées	27	48	34	350	353	326	369	357	355	429

4.2.2.2. *Rapport de bandes et indices*

La deuxième étape consiste à appliquer différents rapports de bandes ainsi que des indices, afin de trouver la meilleure combinaison pour distinguer les glaciers de leur environnement.

Pour rappel, l'objectif est d'utiliser deux bandes spectrales présentant des comportements contrastés par rapport aux surfaces glaciaires afin d'amplifier leur distinction. Les bandes du visible (notamment le bleu et le rouge) ainsi que le proche infrarouge (NIR) sont fortement réfléchies par la glace et la neige, tandis que la bande infrarouge à ondes courtes (SWIR) présente une réflectance très faible pour ces mêmes surfaces. En combinant ces deux bandes, les glaciers peuvent être plus facilement différenciés de leur environnement. Les rapports de bandes utilisés sont Rouge/SWIR, Rouge/Bleu et NIR/SWIR et les indices les NDSI et SWI.

Le Rouge/SWIR (B04/B11) minimal permet de différencier les glaciers sur un seuil supérieur de 3 à 5 à une résolution de 10m, en revanche les contours sont plus difficilement délimités.

Le Rouge/Bleu (B04/B02) ne permet pas de voir grand-chose, pour cette zone ce ratio n'est pas recommandé.

Le NIR/SWIR (B05/B11) avec un seuil supérieur de 5 à 10 les glaciers et les lacs peuvent être distingués (Paul, 2000), cependant il y a une importante confusion avec les lacs, ainsi qu'au niveau des fronts des glaciers la séparation devient moins claire.

Au niveau des indices :

Le *Normalized Difference Snow Index* (NDSI) défini par la bande verte et la bande SWIR, la combinaison de ces deux bandes permet de distinguer clairement les glaciers de leurs environnements. Il est défini par la formule suivante :

$$\frac{Vert - SWIR}{Vert + SWIR} = \frac{B03 - B11}{B03 + B11}$$

Les glaciers sont visibles au-delà du seuil de 0,4 ; ce seuil est couramment utilisé pour distinguer les glaciers de leurs environnement (Huang et al., 2021; Morizawa et al., 2013) Cette indice est le plus performant pour délimiter les glaciers dans cette région à une résolution spatial de 10 mètres.

L'indice Sentinel Water Index (SWI) utilise la bande Red Edge et SWIR, l'indice est défini par la formule suivante :

$$\frac{Red\ Edge - SWIR}{Red\ Edge + SWIR} = \frac{B05 - B11}{B05 + B11}$$

Cet indice permet de délimiter les lacs ainsi que la glace et la neige (Jiang et al., 2020). Par essais-erreur, deux seuils ont été identifiés : entre 0,2 et 0,4 on trouve les lacs proglaciaires tandis que les valeurs supérieures à 0,4 permettant de distinguer les glaciers. Cet indice est très performant comme NDSI en revanche, il a une résolution de 20 mètres. Une comparaison des indices peut être vue sur la figure de section 5.2.

Sur base de ces observations, le NDSI permet de distinguer le mieux les zones d'ablation des glaciers à une résolution spatiale de 10 mètres, raison pour laquelle il est utilisé pour construire les composites annuels. L'objectif de ces composites est d'identifier, pour chaque pixel, s'il cesse d'être couvert par un glacier au moins une fois pendant l'année. Pour ce faire, la valeur minimale de NDSI est recherchée pour chaque pixel au cours de l'année, ce qui permet d'identifier une superficie théorique minimale atteinte par le glacier durant cette année.

Afin de limiter les erreurs lors de la construction des composites annuels, deux masques sont appliqués sur l'ensemble des images : un masque pour les nuages et leurs ombres et un autre masque pour les lacs.

4.2.2.3. Masque de nuages

Les nuages peuvent être confondus avec la neige et la glace surtout sur des environnements montagnards, ou ils sont physiquement plus proches. Les deux ont une forte réflectance spectrale sur les bandes du visible et une faible réflectance sur le SWIR et cela peut induire à la confusion lors de l'utilisation de certains rapports de bandes ainsi que des indices spectraux. Les ombres des nuages sont aussi problématiques, car ils modifient la signature spectrale de la couverture terrestre et restreignent l'analyse.

Plusieurs masques de nuages et d'ombres sont disponibles pour Sentinel-2, comme vu dans la section précédente, cependant uniquement le masque S2cloudless va être utilisé.

S2cloudless est associée à la collection d'images de Sentinel-2 SR harmonisé et aux images de probabilité des nuages de *Sentinel-2: Cloud Probability*. Ce masque est construit en trois niveaux : d'abord, les nuages sont exclus lorsque la probabilité dépasse 60 %; ensuite, les ombres sont identifiées à partir de la bande NIR en utilisant un seuil de 0,08 pour détecter principalement les ombres de nuages plutôt que celles liées au relief ; enfin la projection des ombres est estimée à partir de l'angle solaire moyen. Afin de limiter les confusions avec la neige ou la glace, une contrainte supplémentaire est introduite : lorsque le NDSI est supérieur à 0,4, le masque n'est pas appliqué.

Une visualisation de ce masque est présentée sur la figure 16 dans la section 5.1.

4.2.2.4. Masque des lacs

Les lacs situés dans cette chaîne de montagnes sont formés par la fonte des glaciers, on en distingue principalement deux types : proglaciaires et supraglaciaires. Les lacs proglaciaires se trouvent en aval du glacier sur des dépressions ou retenus par des moraines. Les lacs supraglaciaires se trouvent sur les dépressions des glaciers (Ali, 2025).

Les lacs ont une haute réflectance au niveau des bandes visibles, spécialement la bande bleue (Ali, 2025). Ces lacs présents à des hautes altitudes peuvent avoir des très basses températures ou même être gelés ce qui renforce la confusion entre les glaciers et les lacs (figure 11).

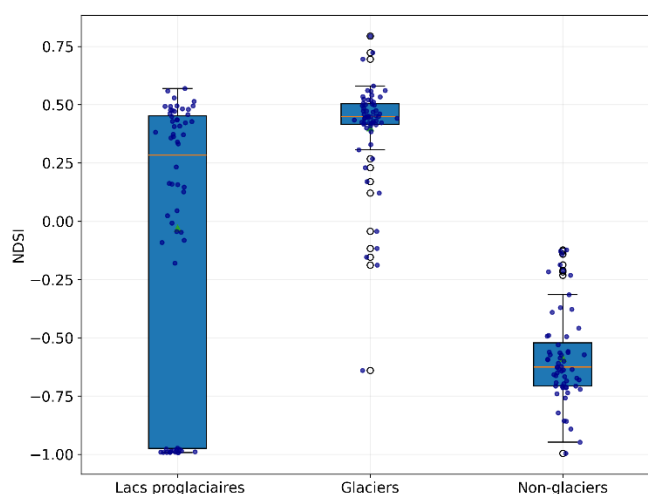


Figure 11. Distribution du NDSI par classe

Pour cette raison, un masque est créé pour masquer tous les lacs.

Les lacs sont mis en évidence avec le NDSI, SWI (Jiang et al., 2020), par le rapport de bandes NIR/SWIR (indices présentés précédemment). Les lacs sont identifiés à l'aide du NDSI, du SWI (Jiang et al., 2020) et du rapport de bandes NIR/SWIR (indices présentés précédemment). L'application de seuils appropriés permet de délimiter efficacement les lacs, mais cette approche tend à affecter la détection des zones de fonte des glaciers.

Le Normalized Difference Water Index (NDWI) est utilisé pour distinguer les surfaces d'eau liquide tel que des lacs et des rivières. Il s'écrit sous la formule suivante :

$$\frac{Vert - NIR}{Vert + NIR} = \frac{B03 - B05}{B03 + B05}$$

Le choix de ces deux bandes repose sur la forte réflectance de l'eau dans le visible, en particulier dans la bande verte, qui, combinée à la bande NIR, maximise le contraste spectral pour l'identification des lacs proglaciaires à une résolution spatiale de 10 mètres (Figure 12).

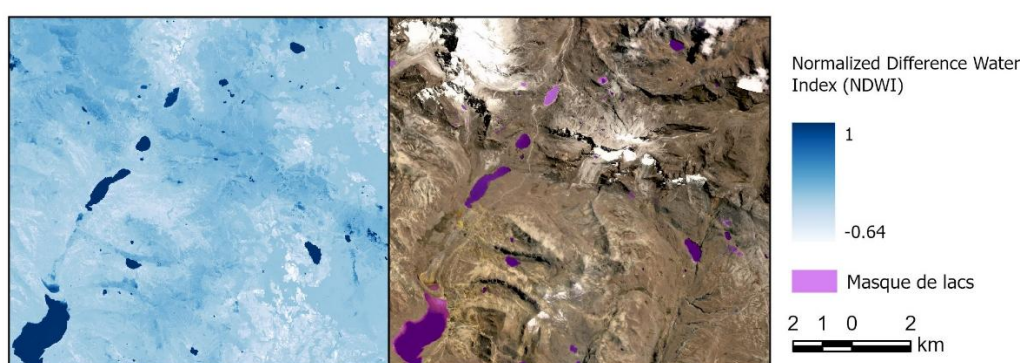


Figure 12. Délimitation des lacs par NDWI, (a) Surface de l'indice NDWI ;
(b) Image RGB avec masque des lacs

En appliquant cet indice au cours des années, la saisonnalité des lacs est identifiée, ou les lacs drainent pendant la saison sèche et se remplissent pendant la saison humide ainsi que lors de l'ablation glaciaire. Ils sont également soumis à des cycles de gel et de dégel (J. L. Carrivick & Tweed, 2013). Lorsque les lacs sont gelés il devient presque impossible de les distinguer de la surface du glacier à l'aide du NDSI. Pour éviter ce problème, le NDWI maximal est calculé pour chaque année afin de détecter la superficie maximale prise par les lacs. Cette information est ensuite appliquée sur le composite final pour masquer l'ensemble des lacs.

Ces composites sont ensuite téléchargés et le traitement sera réalisé à l'aide des logiciels Qgis, Arcgis et Jupyter Notebook.

4.2.3. Post-traitement : classifications et série temporelle

Dans un premier temps, analyse des paramètres utilisés par chaque masque de nuages. Dans un deuxième temps, la délimitation des glaciers par rapport à leur environnement repose sur deux approches de classification : une classification par seuil et une

classification basée sur l'algorithme Random Forest. Dans un troisième temps, un post-traitement est appliqué afin de construire une série temporelle cohérente.

4.2.3.1. Masques des nuages et leurs ombres

Le tableau 5 donne une vue globale des paramètres utilisés par chaque masque des nuages et leurs ombres.

Tableau 5. Paramètre test des nuages

Masque	Paramètres du masque	Nuages	Ombres	Commentaire
AQ60	Bit10 (nuages opaques) Bit11 (nuages cirrus)	OUI	NON	Confusion glacier et nuage Pas de masquages de ombres Résolution spatiale de 60 mètres
Cloud score +	Score de probabilité cumulative cs_cdf < 0.60	OUI	NON	Confusion glacier et nuage Pas de masquages de ombres Résolution spatiale de 10 mètres
F-mask	Classification nuages par QA60 Présence ombre par SCL=3 Température Angle solaire	/	/	Très performant en Landsat qui contient la bande 10 mais pas pour Sentinel. Résolution spatiale de 20-10 mètres
S2cloudless	Couverture nuage < 60% CLD_PRB_THRESH = 40 NDSI > 0.4 NIR (B8) < 0.08 Projection ombre 2 km Buffer de 10 pixels	OUI	OUI	L'ombre peut être masquée avec une projection de plus 2 km si nécessaire. Résolution spatiale de 10 mètres

4.2.3.2. Classification par seuil

Une première classification est réalisée sur base des seuils du NDSI : un seuil de 0,4 pour le NDSI au composite mais on trouve une classification avec beaucoup d'effets « sel et poivre », une diminution du seuil à 0,35 améliore cela. Cependant, la surface classée comme glacier est sous-estimée au niveau des plus petits glaciers. (Figure 17 section 5.2.1.)

4.2.3.3. Classification par entraînement de Random Forest

Pour réaliser une classification binaire des glaciers à partir des données Sentinel-2 prétraitées, une approche d'apprentissage supervisé basée sur l'algorithme Random Forest a été mise en place. Une première classification avec 200 polygones est réalisée pour le composite de 2020 (100 polygones par classe), ces polygones sont utilisés comme

vérité générale du terrain. Ils sont divisés en deux sous-ensembles : $\frac{3}{4}$ pour l'entraînement et $\frac{1}{4}$ pour la validation. Les polygones d'entraînement sont ensuite rastérisés afin de générer une carte de labels par pixels, dans un système de coordonnées projetées (ESPG :5356) à une résolution de 10 mètres pour le composite de 2020. Cette séparation permet d'évaluer la performance du modèle sur des données non vues pendant l'entraînement.

En parallèle, un cube de données est construit en empilant 13 variables explicatives par pixel (bandes B01 à B12 et NDSI), ce qui constitue la matrice X regroupant les caractéristiques spectrales des pixels situés dans les polygones d'entraînement, ainsi que le vecteur y contenant la classe associée à chacun de ces pixels (glacier / non-glacier).

Le modèle Random Forest est ensuite entraîné sur la matrice X et le vecteur y en utilisant 100 arbres de décision.

Après l'entraînement, la validation interne du modèle indique un score out-of-bag (OOB) de 100%, ce qui montre que les deux classes sont parfaitement séparables sur la base des variables utilisées. Cette très forte séparabilité spectrale est notamment portée par l'indice NDSI et par certaines bandes spectrales comme la bande « coastal aerosol » et les bandes du visible (bleu, vert, rouge). La classification obtenue est ensuite lissée par l'application d'un filtre de majorité sur une fenêtre 3×3 , afin de réduire le bruit de type « sel et poivre » et d'obtenir une carte de classes plus homogènes.

Le modèle entraîné sur l'année 2020 est ensuite transféré aux composites des années 2019 à 2025. Les OOB restent supérieurs à 99%, ce qui suggère que le modèle est temporellement transférable et la calibration des nouveaux modèles pour chaque composite différent n'est pas nécessaire.

Sur les 251 799 pixels de validation, 486 pixels correspondant en réalité à de la glace sont prédits comme non-glacier, et aucun pixel non-glacier n'est classé comme glacier. Autrement dit, la surface glaciaire a tendance à être très légèrement sous-estimée : en ordre de grandeur, moins de 2 pixels sur 1 000 de glace réelle sont manqués par le modèle.

Les variations spectrales d'une année à l'autre sont suffisamment faibles pour entraîner un modèle sur une année et l'appliquer au reste de la collection.

4.2.3.4. Post-traitement : série temporelle

Les sept composites classés vont suivre un post-traitement, afin d'obtenir une série temporelle cohérente dans l'espace et dans le temps.

Les composites de 2019 à 2025 sont empilés dans un cube de données (temps, ligne, colonne), qui seront traitées sur base de quatre fonctions : gestion des valeurs manquantes (NaN), filtrage cohérente temporelle, filtrage de la trajectoire et datation des changements.

Un premier filtrage temporel est appliqué pour remplir les valeurs des pixels qui n'auraient pas une valeur d'une année à l'autre due au masque des nuages (Turpo Cayo

et al., 2022). Chaque pixel présentant une valeur manquante (NaN) à l'instant t est traité selon deux règles :

Si un pixel de l'année t est absent mais la valeur de ce même pixel est égale en $t-1$ et $t+1$ alors le pixel en t prend aussi la même valeur.

Exemple : 2019, 2020, 2021, 2022 $\rightarrow$ 1,2, NaN, 2, 2 alors 1,2,2,2,2

Si cela n'est pas le cas et les valeurs sont différentes alors on regarde la valeur $t-2$ et $t-1$, si c'est deux valeurs sont égales alors on met la même valeur en t .

Exemple : 2019, 2020, 2021, 2022 $\rightarrow$ 1,1, NaN, 2, 1 alors 1,1,1,2,1

Ces deux conditions permettent de remplir toute lacunes présentes sur les composites d'une année à l'autre.

Un deuxième filtrage temporel est appliqué pour éliminer les changements isolés sur un seul pas de temps, en supposant qu'un pixel qui change juste une année puis revient à son état précédent est probablement une erreur de classification plutôt qu'un vrai changement physique.

Cette règle est forcée aux deux extrêmes, si les valeurs en $t-1$ et $t-2$ ou $t+1$ et $t+2$ sont égales et t est différent, alors t prend la valeur $t-1$ ou $t+1$, respectivement pour les deux valeurs extrêmes, afin de limiter les incohérences entre les années.

Sur base de ces deux règles on peut fabriquer une classification temporelle en fonction de six différentes trajectoires : glacier permanent, non-glacier permanent, ablation, accumulation ainsi qu'accumulation et ablation final lorsqu'il y a eu de l'accumulation-ablation-accumulation ou l'inverse (Voir figure 28 sur la section 5.3.2.).

Une carte du changement final, ou l'évolution des changements par année est observable (Figure 27). Cependant, ces résultats ne peuvent pas être utilisés de manière fiable sans faire une évaluation de l'exactitude et de l'incertitude.

4.2.4. Évaluation d'exactitude et validation des classifications finales

Afin d'évaluer la qualité des sept classifications produites, une validation est réalisée sur base des méthodes de Olofsson et al. (2014).

Pour rappel, l'objectif est d'avoir une méthodologie qui définit précisément les glaciers. L'évaluation de la classification vise donc à valider si les frontières des glaciers et non-glaciers sont correctement classés.

L'évaluation de la classification est réalisée uniquement sur les pixels qui changent entre 2019 et 2025, avec l'ajout d'une surface tampon de 5 mètres des deux côtés pour considérer les pixels classés glaciers et non-glaciers permanents (Figure 13).

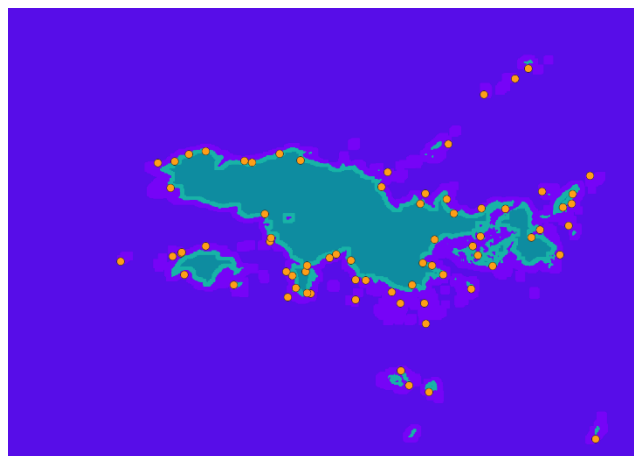


Figure 13. Exemple d'air de classification avec quelques points de validation en orange

Dans la figure 13, la classification de l'année 2019 est présentée. Les classes de non-glacier et de glacier permanent, représentées respectivement en mauve foncé et en bleu foncé, ne font pas l'objet d'une validation. En mauve et bleu clair, la classe non-glacier et glacier seront validées au niveau de chaque point en orange qui ont été sélectionnés aléatoirement par le plugin suivant.

Dans QGIS, le plugin AcATaMa est utilisé pour réaliser un échantillonnage stratifié sur chaque classification annuelle qui ont suivi le post-traitement, en visant une erreur standard de 0,01. Cet échantillonnage produit deux classes de points aléatoires, « glacier » et « non-glacier », dont la représentativité est assurée par la prise en compte du contraste de superficie entre ces deux catégories (Tableau 6). Pour chaque année, 1 600 points sont ensuite interprétés visuellement à partir d'images PlanetScope, dont la résolution spatiale est au moins quatre fois plus fine que celle de Sentinel-2.

Tableau 6. Nombres de points par classe pour la validation

Année	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Glacier	873	873	861	729	648	603	603
Non-glacier	727	727	739	871	952	997	997

Pour rappel, les composites sont réalisés par un ensemble de pixels de différentes dates, ou il serait très complexe de valider chaque pixel avec l'image Planet de la même date. Voilà pourquoi la validation des points sera réalisée sur base des quatre mosaïques mensuelles de septembre à décembre (mois qui correspond à la période d'ablation maximale).

Pour la validation, les images Plante Scope sont géorectifiées à l'aide de quelques points de contrôle, définis sur les courbures des routes, seule structure stable dans le temps retrouvée. Les mosaïques de Planet Scope ont une résolution spatiale de 4,77 mètres alors que les pixels Sentinel ont une résolution spatiale de 10 mètres. Un pixel Sentinel-2 est attribué à une classe donnée lorsque plus de 50% de sa surface est couverte par des pixels Planet Scope appartenant à cette classe. Étant donné qu'un pixel Sentinel-2 contient en moyenne un peu plus de quatre pixels Planet Scope, cette règle implique qu'au moins 2,2 à 3 de ces pixels Planet Scope doivent partager la même classe pour que celle-ci soit retenue.

4.2.5. Évaluation de l'exactitude

L'analyse de l'exactitude de l'évolution des couvertures terrestres est réalisée en deux points : l'évaluation de l'exactitude de la classification des changements et l'estimation de la superficie des changements (Olofsson et al., 2014).

Premièrement, l'analyse de l'exactitude est réalisée sur base d'une matrice de confusion binaire, avec les valeurs suivantes : les valeurs vrais positifs (TP) qui correspondent aux glaciers bien classés comme glaciers, les vrais négatifs (TN) qui correspondent au non-glaciers classés comme non-glaciers, les faux positifs (FP) qui correspondent aux non-glaciers classés comme glaciers et finalement, les faux négatifs (FN) qui correspondent aux glaciers classés comme non-glaciers.

À partir de ces quatre valeurs (TP, TN, FP, FN), il est possible de calculer les métriques suivantes : l'exactitude, la précision, le rappel et le F1-score.

L'exactitude donne la proportion de pixels qui sont bien classés :

$$\text{Exactitude globale} : \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

La précision, donne la probabilité des pixels vrais classés comme glaciers sur l'ensemble des pixels classés comme glaciers (vrai et faux) :

$$\text{Précision} : \frac{TP}{TP + FP}$$

Le rappel est plus une valeur de sensibilité, donne le nombre de glaciers vrais par rapport à l'ensemble de pixels définis comme glaciers (pour les valeurs positives comme pour les négatives) :

$$\text{Rappel} : \frac{TP}{TP + FN}$$

Le F1-score, c'est la moyenne harmonisée entre le rappel et la précision, qui permet de donner la performance de la classification, avec 1 lorsque la classification est parfaite et 0 quand elle est terrible :

$$\text{F1-score} = \frac{2 \cdot TP}{2 \cdot TP + FP + FN} = \frac{2 \cdot \text{Précision} \cdot \text{Rappel}}{\text{Précision} + \text{Rappel}}$$

Le F1 pondéré est une moyenne de F1 pondérée par classe et par nombre de points non-glacier (n_{NG}) et glacier (n_G) par classe.

$$\text{F1-score} = \frac{n_{NG} \cdot F1_{NG} + n_G \cdot F1_G}{n_G + n_{NG}}$$

Le coefficient kappa est couramment utilisé pour mesure d'exactitude en télédétection, cependant il est considéré comme mauvais indicateur et ne communique pas des informations correctes sur l'exactitude (Foody, 2020; Pontius Jr & Millones, 2011).

Deuxièmement, l'estimation de la superficie des changements est réalisée, car la carte produite par la classification est biaisée par les erreurs de classification. Pour cette raison, les données de référence, c'est-à-dire les images Planet Scope de plus haute résolution, permettent de corriger cette surface. Une analyse sur l'aire estimée est réalisée avec un calcul d'incertitude conforme au « bonne pratique » de Olofsson et al., (2014).

La proportion de l'aire d'une classe i est donné par la formule suivante :

$$\hat{p}_{ij} = \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (1)$$

Avec n_{ij} le nombre de points d'échantillon dans la cellule ij de la matrice de confusion, dont appartiennent à la classe i pour la vérité du terrain et à la strate j pour la carte et n_i le nombre total de points échantillonnés dans la classe i .

Le poids de la strate j correspond au rapport de A_j la surface d'une strate j sur A_{tot} la surface totale de la zone d'étude, (somme des surfaces des strates glacier et non-glacier) :

$$W_j = \frac{A_j}{A_{tot}} \quad (2)$$

La proportion vraie ajustée estimée de la classe de référence i sur l'ensemble de la zone d'étude est obtenus par :

$$\hat{p}_i = \sum_j W_j \cdot \hat{p}_{ij} \quad (3)$$

Le calcul de l'aire estimée $\hat{A}_i$ est donné en fonction de A_{tot} aire totale et $\hat{p}_{ij}$ la proportion estimée de la classe i :

$$\hat{A}_i = A_{tot} \cdot \hat{p}_i \quad (4)$$

Cette aire $\hat{A}_i$ correspond à la surface estimée de la classe i , corrigée par rapport aux erreurs détectées lors de la validation.

A l'aide de ces valeurs, la variance estimée peut être calculée par les fonctions suivantes.

La variance de proportion de surface vrai ajustée par échantillonnage est donnée par la formule suivante :

$$\widehat{Var}(\hat{p}_i) = \sum_j w_j^2 \cdot \frac{\hat{p}_{ij} (1 - \hat{p}_{ij})}{n_j - 1}$$

Avec $\hat{p}_i$ est la proportion vraie ajustée de la classe de référence i sur l'ensemble de la zone d'étude et n_j le nombre de points d'échantillon dans la strate j .

La variance de l'aire pour la classe i s'obtient alors par :

$$\widehat{Var}(\hat{A}_i) = A_{tot}^2 \cdot \widehat{Var}(\hat{p}_i)$$

Ce qui permet de calculer l'erreur standard SE pour la classe i , exprimée en m^2 .

$$SE(\hat{A}_i) = \sqrt{\widehat{Var}(\hat{A}_i)}$$

Plus cette valeur est grande, plus il y a de la dispersion et donc plus il y a d'incertitude autour de $\hat{A}_i$.

L'aire de chaque classe est considérée assez grande alors la loi normale peut être utilisée pour déterminer l'intervalle de confiance (IC) à 95% ($z = 1,96$) :

$$IC_{95\%} = \hat{A}_i \pm 1,96 \cdot SE(\hat{A}_i)$$

Cela permet le calcul du coefficient de variation pour la classe i défini comme :

$$CV(\hat{A}_i) = \frac{SE(\hat{A}_i)}{\hat{A}_i}$$

Celui-ci est posé à 0,01 en AcATaMa pour avoir une estimation très précise. Cependant, celui-ci est recalculé, afin de quantifier l'incertitude relative associée à chaque surface estimée.

5. Résultats et discussion

La section résultats est divisée en plusieurs sous-sections : tout d'abord avec une comparaison des masques nuages, ensuite une comparaison entre les différentes études qui ont été analysés, et finalement avec les résultats obtenus au cours des différents traitements.

5.1. Comparaison entre les différents masques

Les nuages constituent l'un des principaux problèmes des images optiques, ils doivent être correctement masqués pour éviter toute confusion avec les glaciers. Plusieurs masques ont été évalués, les figures représentent les différentes couches qui les composent (AQ60, CloudScore+ et S2cloudless). Cette analyse est réalisée sur l'image du 13 septembre 2020, car elle illustre bien la complexité des différents éléments qui doivent être masqués et ceux qui doivent rester visibles.

La figure 14, représente le cloud masque AQ60, celui est décomposé sur les deux couches SCL : nuages cirrus en vert et opaques en bleu. Ce masque à 60 mètres à trois limites principales : (i) confusion entre les glaciers et les nuages, (ii) les ombres et nuages ne sont pas complètement masqués et (iii) sur masquages des nuages.

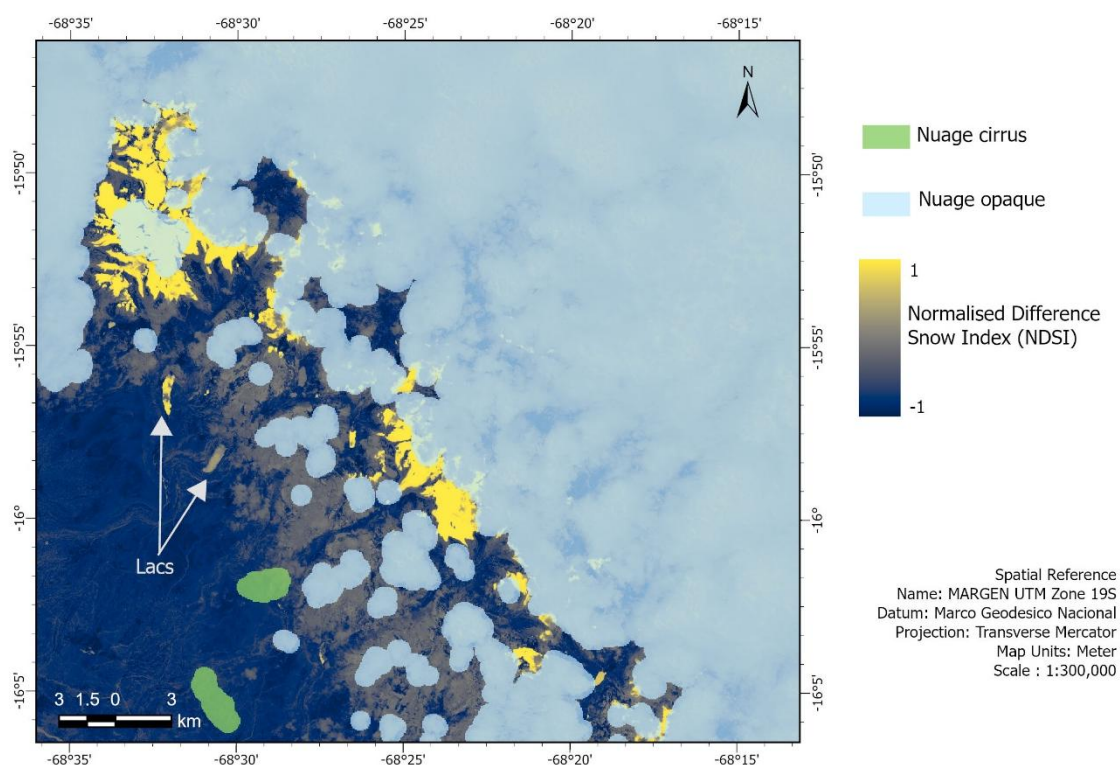


Figure 14. Décomposition de Masques AQ60 en différentes couches sur l'image du 13 septembre 2020 (*les différentes couches ont 30% de transparence afin de voir le mauvais masquage)

La figure 15, en faux couleur, représente le masque Cloud Score+ en cyan, celui-ci masque correctement les nuages. En revanche, pour utiliser ce masque, il faudrait le combiner avec un deuxième masque pour les ombres des nuages. Ce masque délimite les nuages plus précisément que celui AQ60.

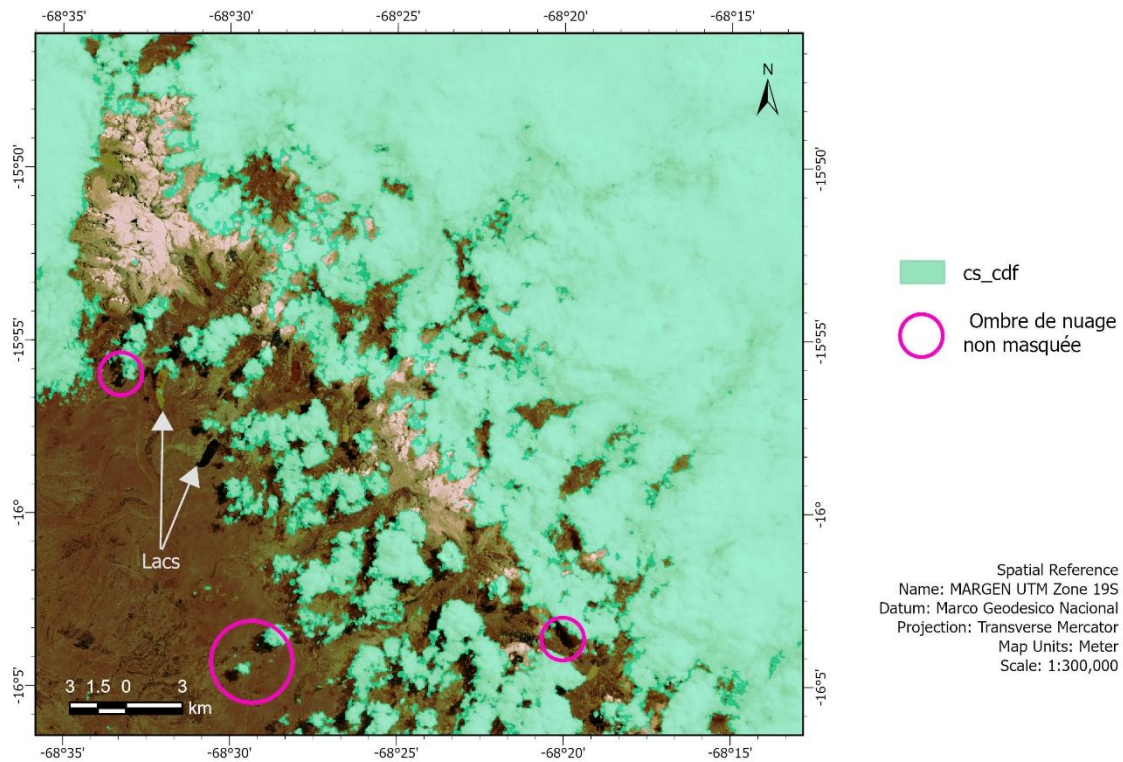


Figure 15. Décomposition de Masque Cloud Score+ en différentes couches sur l'image du 13 septembre 2020 (avec bande $cs_cdf > 0.6$ et les différentes couches ont 30% de transparence afin de voir le mauvais masquage)

Finalement, dans la figure 16, le masque de nuage et ombre, S2cloudless est décomposé en deux couches : la probabilité de nuages en cyan et la projection des ombres des nuages en rose. L'indice NDSI appliqué à l'image de fond permet de différencier plus clairement les glaciers de leur environnement.

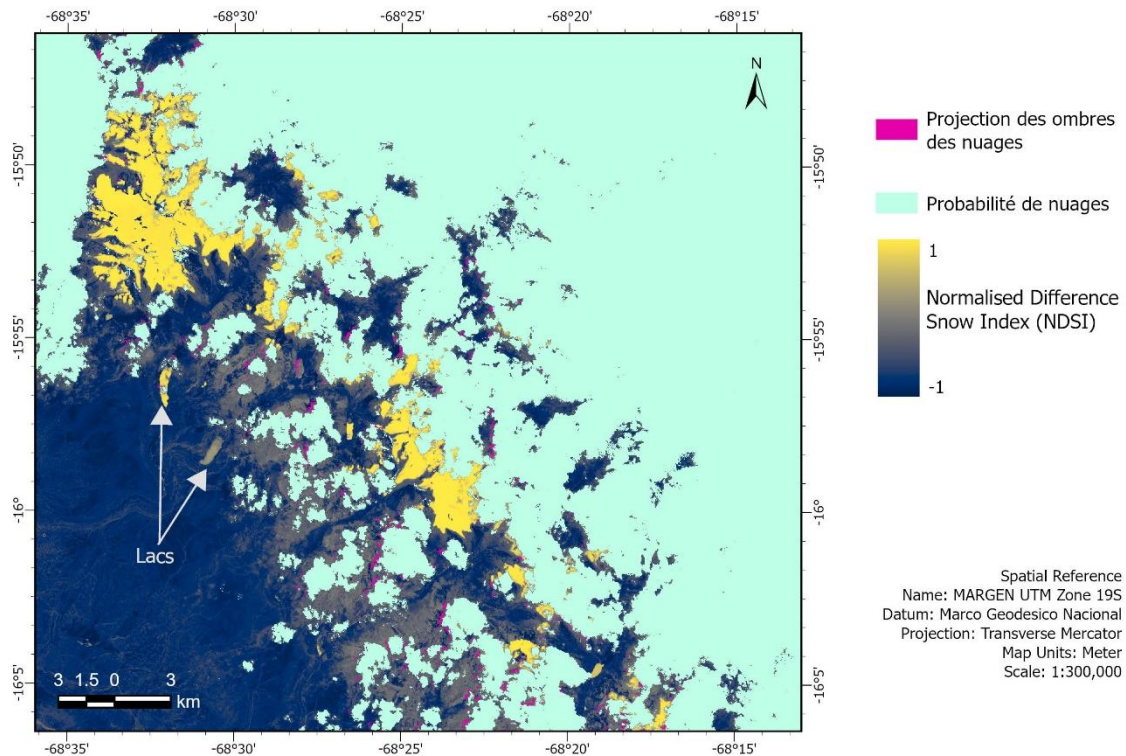


Figure 16. Décomposition de Masque S2cloudless en différentes couches sur l'image du 13 septembre 2020 (les différentes couches ont 30% de transparence afin de voir le mauvais masquage)

La bande *cs_cdf* de Cloud Score+ représente la probabilité qu'un pixel soit dégagé, calculée à partir d'une distribution cumulative des scores estimée pour un emplacement donné au cours du temps (*Cloud Score+ S2_HARMONIZED V1*, s. d.). À l'inverse, la bande de probabilité de nuage utilisée dans le masque S2cloudless, également à une résolution de 10 m, fournit directement la probabilité que le pixel soit nuageux. Ce second indicateur est plus sensible à la présence de nuages et permet donc une délimitation plus fine des nuages.

Sur ces trois figures, deux lacs peuvent être identifiés, dont un est beaucoup plus difficile à distinguer des glaciers que l'autre. Cette image brute montre bien qu'avec le seul indice NDSI, il est difficile de distinguer clairement les glaciers des plans d'eau.

5.2. Résultats des traitements : classifications

Les résultats des classifications par seuils sont analysés ainsi que les résultats des classification Random Forest, ces derniers seront analysés plus en profondeur dans les sous-sections suivantes.

5.2.1. Comparaison classification par seuil et Random Forest

La classification par seuillage (seuils de 0,4 et 0,35) ainsi que la classification par Random Forest pour l'année 2020 sont présentées sur la figure 17. Les deux classifications par seuils semblent appropriées pour les grands glaciers situés au nord de la Cordillera Real (figure 17A). En revanche, dans la partie centrale, où se trouvent les glaciers de plus petite taille, ces classifications tendent à sous-estimer leur superficie (figure 17B), ainsi qu'un « effet sel-poivre » couvre l'entièreté des classifications.

La classification par Random Forest de 2020, couvre de manière plus précise l'ensemble des glaciers de la Cordillera Real (figures 17). Cependant, elle reste imparfaite, comme le montre la figure B au sud du glacier, où une partie de celui-ci est mal classée dans les trois classifications par rapport à la mosaïque de Planet Scope de septembre 2020.

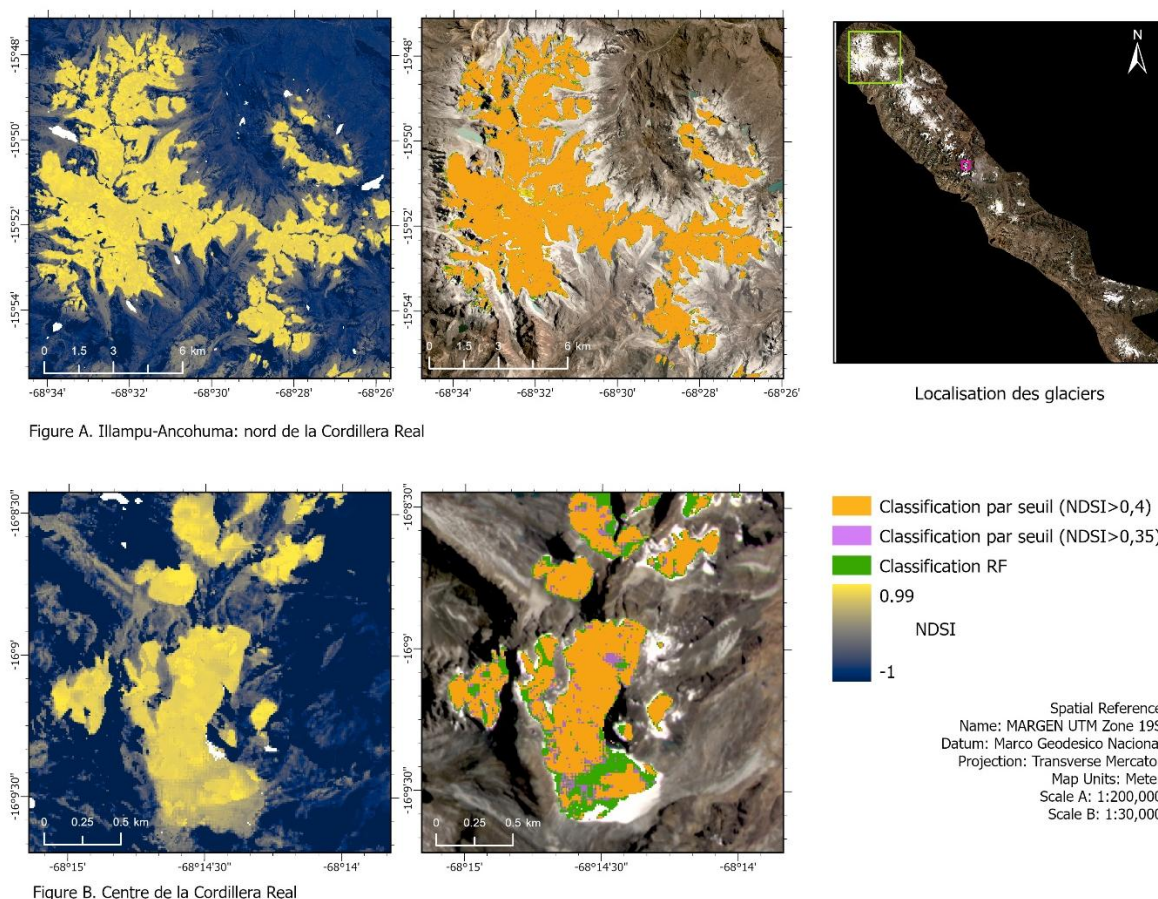


Figure 17. Comparaison des classifications par seuils et Random Forest pour l'année 2020 (Remarque la partie beige clair correspond aux moraines visibles sur l'image Planet Scope.)

Les limites retrouvées dans la figure 17 pour les classifications par seuillages apparaissent dans l'ensemble des classifications pour chaque année (2019-2025).

À la suite de ces analyses visuelles, il a été jugé préférable d'abandonner l'analyse fondée uniquement sur un seuillage et de continuer avec la classification Random Forest.

5.2.2. Résultats de la classification Random Forest

Les principaux bénéfices d'utiliser la classification entraînée avec Random Forest (RF) par rapport à une classification par seuil sont : (ii) l'entraînement sur un ensemble d'arbres différents permet de mieux capter la complexité qu'une simple relation linéaire par seuil peut le faire ; (i) la classification ne prend pas en compte uniquement un indice réalisé avec deux bandes mais peut-être entraîner sur l'ensemble de bandes spectrales et d'indices, cela améliore la délimitation sur les zones ambiguës (moraines, glace, neige et lacs).

Random Forest permet ainsi d'améliorer l'exactitude de la classification dans des environnements complexes de fonte de glaciers. La classification du RF de 2020 donne une précision globale de 100% avec une matrice de confusion parfaite (Figure 19). Cette matrice de confusion pourrait a priori évoquer un surapprentissage, mais ce n'est pas le cas dans la mesure où les deux classes sont nettement séparables, spécifiquement avec les valeurs de NDSI (Figure 11).

La classification de 2025 réalisée sur base de l'algorithme RF entraînée pour 2020, donne une précision globale de 99,81%, elle sous-estime un peu la surface des glaciers avec 0,8% de pixels glacier qui sont mal classés et la classe non-glacier est parfaitement classée (Figure 18).

Toutefois, cette erreur étant très faible, on peut considérer que les variations spectrales d'une année à l'autre sont négligeables et que le modèle entraîné sur 2020 est donc adéquat pour classer les autres années.

		Classification RF	
		Non-glacier	Glacier
Vérité de terrain	Non-glacier	237881	0
	Glacier	0	71996

Figure 19. Matrice de confusion de la classification RF 2020

		Classification RF	
		Non-glacier	Glacier
Vérité de terrain	Non-glacier	193469	0
	Glacier	486	57844

Figure 18. Matrice de confusion de la classification RF 2025

Les résultats de sept classifications obtenues sont par la suite analysés.

5.2.3. Analyse des classifications Random Forest

Les classifications étant projetées en MARGEN UTM Zone 19S, il est alors possible de calculer les surfaces.

Dans la figure 20, l'évolution de la surface minimale de la Cordillera Real au cours des années est observée, celle-ci est en diminution globalement, à part de l'année 2021, où il y a une augmentation qui est inférieure à celle de 2019 ainsi que l'année 2025 qui est supérieure à celle de 2022 et 2023.

La régression linéaire, $S = -4,51.t + 9267$ avec S la surface en km^2 et t l'année, indique qu'il y a une perte de $4,5 \text{ km}^2$ par an au cours de cette période avec un R^2 de 0,51, c'est-à-dire que la régression a uniquement 51% de la variabilité observée. Cette corrélation faible devrait être décomposée en variabilité saisonnière et tendance, afin de voir si cette variabilité est normale ou en déclin, cependant dans une période de sept ans cela ne peut pas être réalisé de manière fiable.

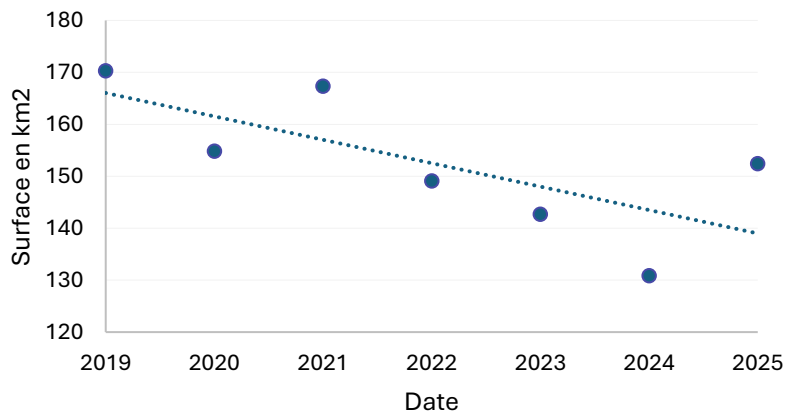


Figure 20. Évolution de la surface totale de la Cordillera Real sur base de la classification RF de 2019 à 2025

Comparons les données de la figure 20 avec celles des événements El Niño et La Niña issues des données de (Samborska & Ritchie, 2025) de *Our World in Data* sur la figure 21.

Global temperature anomalies by El Niño and La Niña conditions

The difference between a month's average land-sea surface temperature and the 1991–2020 average of the same month, measured in degrees Celsius. It is classified as El Niño or La Niña based on the Oceanic Niño Index, which tracks warming or cooling patterns in the central Pacific Ocean.

Our World
in Data

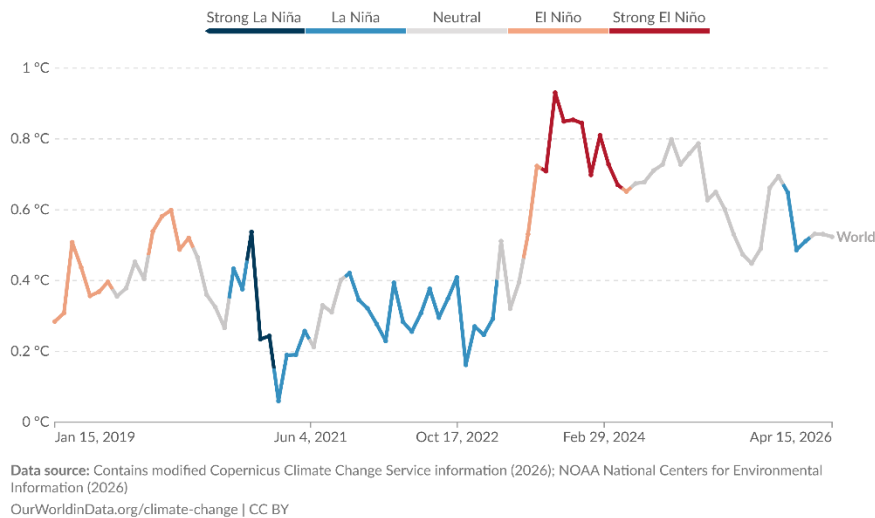


Figure 21. Évolution mondiale de la température par rapport à l'ENSO de 2019 à 2026 (Samborska & Ritchie, 2025)

En 2019, la période correspond à un faible épisode El Niño, tandis qu'en 2023, correspond à un fort épisode El Niño, ce qui coïncide avec des années marquées par une forte perte de surface glaciaire. À l'inverse, au cours d'une forte période La Niña, une hausse de la surface est observée en 2020. En 2025, les conditions sont neutres ; cependant, après la forte réduction des années précédentes, une possible phase d'accumulation pourrait être expliqué en partie comme un retour vers un certain équilibre. Cette hypothèse ne peut pas être validée à ce stade et nécessite l'analyse d'une période plus longue. La figure 22 synthétise ces observations.

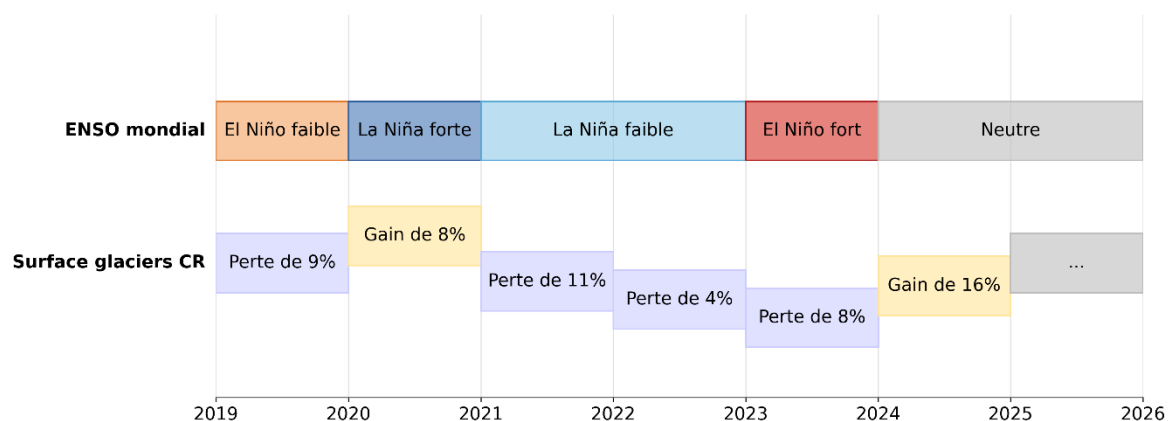


Figure 22. Relation entre ENSO et variations annuelles de la surface glaciaire de la Cordillera Real (2019–2025)

La surface de six glaciers sont calculées pour chaque année (Figure 23), Illampu-Ancohuma est un des plus grands glaciers avec surface supérieur à 50 km², des glaciers moyens Huayna Potosi, Mururata et Illimani ont une surface entre 3 et 20 km² et Tilata, M'ikaya et Q'asiri sont un ensemble de très petits glaciers avec des surfaces strictement inférieurs à 2 km².

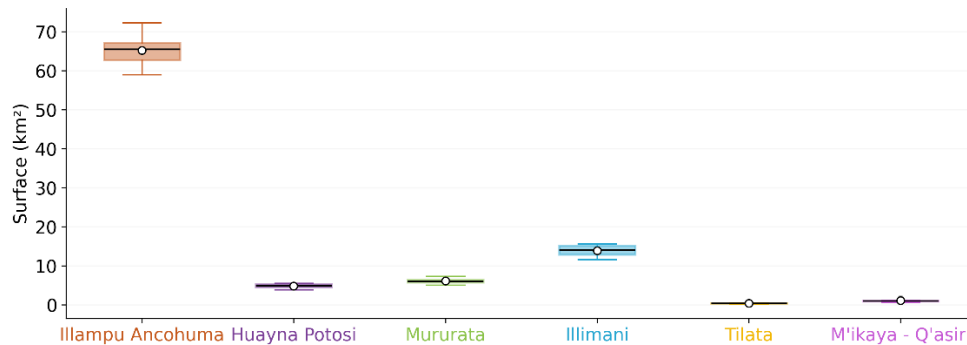


Figure 23. Surface de six différents glaciers

Afin de comparer l'évolution de glaciers de tailles très différentes, les surfaces sont normalisées par la surface initiale de chaque glacier (Figure 24).

Les glaciers Tilata et M'ikaya-Q'asiri ont une variation de ± 30 -50% par rapport à leurs surfaces de 2019, les glaciers de taille moyenne et grande taille suivent une évolution similaire, leur taille augmente ou diminue de maximum de 10% et 30% par rapport à sa surface en 2019. Les glaciers Tilata perdent environ 70% de leur surface en 2024 par rapport à 2019. Les années 2021 et 2024 sont marquées respectivement par des forts épisodes La Niña et El Niño, qui affectent plus fortement les glaciers de petite taille, en particulier ceux avec une surface inférieure à 2 km² (Figure 24).

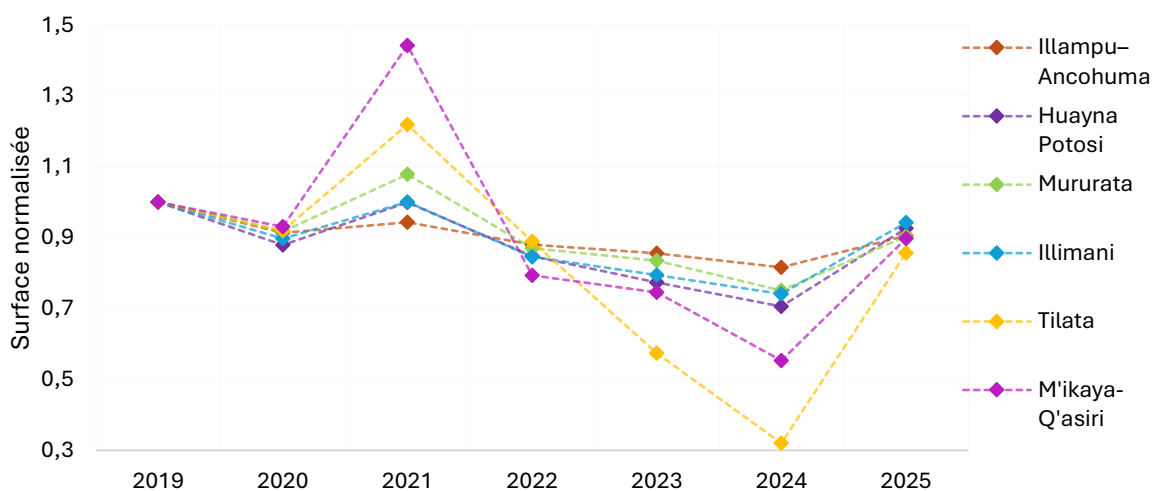
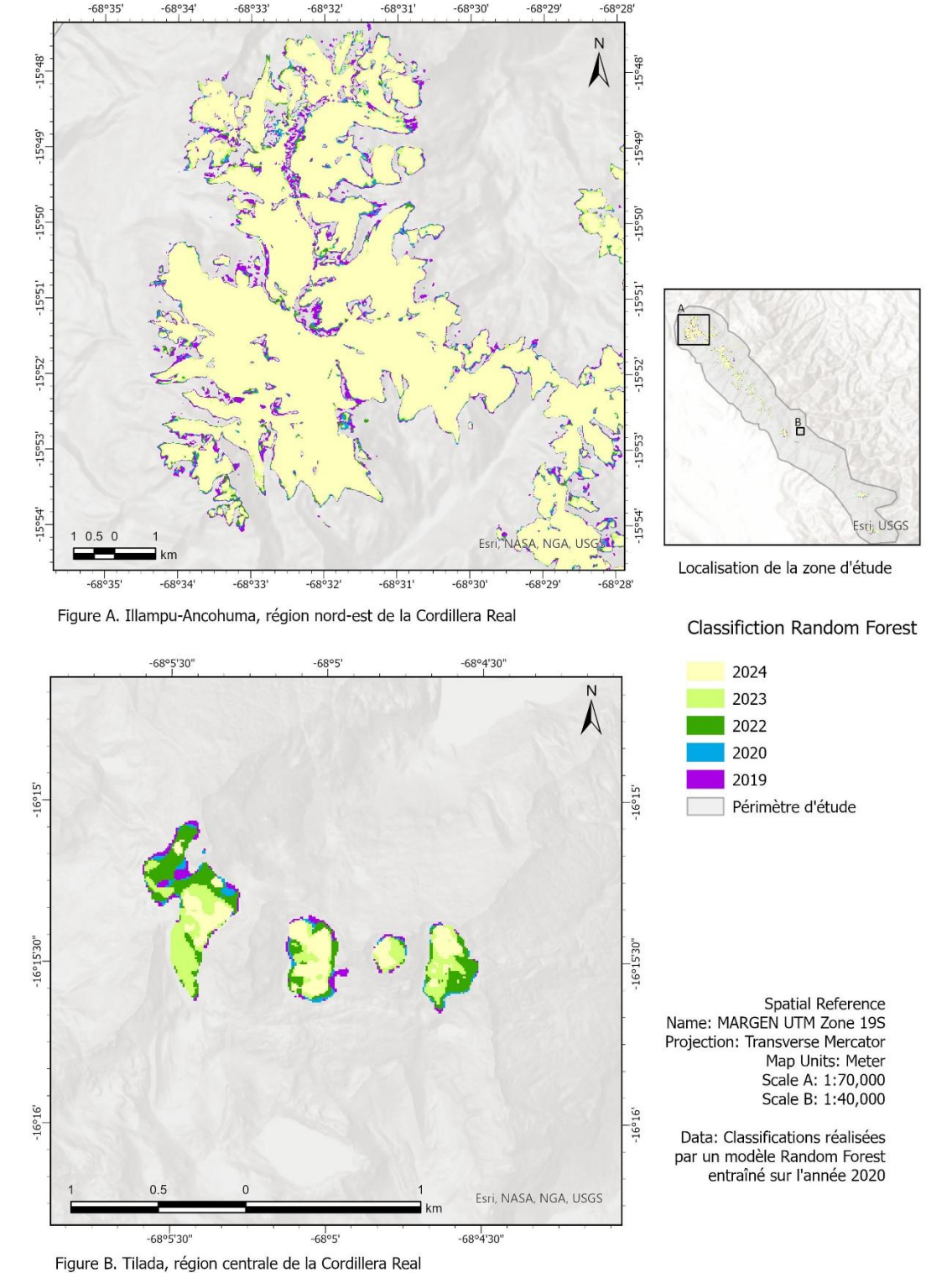


Figure 24. Évolution de la surface normalisée des glaciers entre 2019 et 2025

Le retrait des glaciers Illampu-Ancohumá (Figure A) et Tilada (Figure B) sont représentés sur la figure 25 ci-dessous, les différentes surfaces ont plus ou moins une importante réduction en fonction des années et de la localisation.



masques des nuages et des lacs et d'appliquer un filtrage temporel visant à atténuer d'éventuelles incohérences d'une année à l'autre.

5.3. Classification après post-traitement

Pour rappel, les sept classifications RF suivent un post-traitement en deux étapes : dans un premier temps, un nettoyage des données manquantes (NaN) est réalisé, surtout au niveau des masques de nuages/ombres et lacs. Dans un second temps, le filtrage temporel qui permet de réduire d'éventuelles mauvaises classifications d'une année à l'autre.

Les données post-traitées sont séparées en trois sections : (i) analyse de la série temporelle, (ii) l'analyse des différentes trajectoires des pixels sur une période de sept ans et (iii) l'évaluation de l'exactitude.

5.3.1. Analyse de la série temporelle

La série temporelle de l'entièreté de la Cordillera Real entre 2019 et 2025 est représentée sur la figure 27. Cette carte reprend les derniers changements qui ont eu lieu pour chaque pixel.

Cela est mieux représenté par la figure 26 ci-dessous, qui représente l'évolution des pixels au cours des années, la classe glacière est représentée en mauve et la classe non-glacière en bleu.

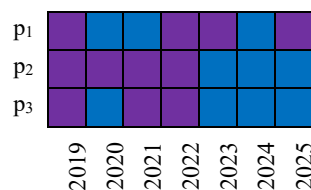


Figure 26. Évolution annuelle des pixels de 2019 à 2025, avec en bleu la classe non-glacier et en mauve la classe glacier

Pour le pixel p1, le dernier changement cartographié, en 2025, correspond à un état glacier. Pour le pixel p2, le dernier changement détecté se produit en 2023 et correspond à un état non-glacier, tout comme pour le pixel p3 dont le dernier changement en 2023 est également non-glacier.

Cela explique pourquoi aucun pixel n'est associé à l'année 2020 sur la figure 27, où une courte phase d'accumulation est observée. Cette démarche met en évidence la tendance globale du changement plutôt que les fluctuations saisonnières.

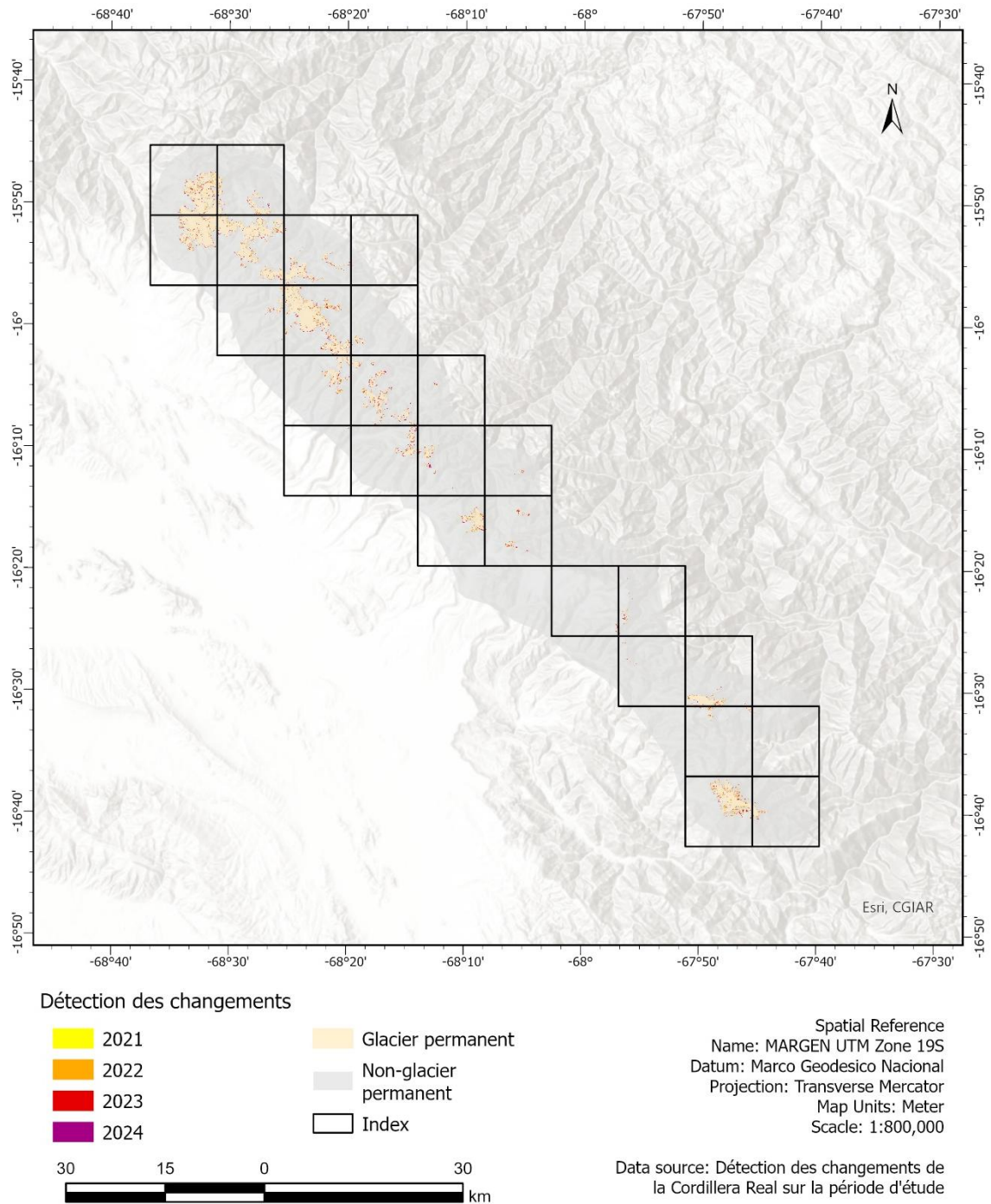


Figure 27. Série temporelle de la Cordillera Real de 2019 à 2025 (Chaque polygone index est présenté individuellement en annexes 7.1)

5.3.2. Analyse de la classification en fonction des différentes trajectoires des pixels sur une période de sept ans

Les classifications post-traitées sont classées en six catégories en fonction de leurs évolutions de 2019 à 2025 : ablation, accumulation, glacier permanent et non-glacier permanent lorsque l'état reste constant sur les sept années. En revanche, s'il y a plusieurs changements la catégorie « ablation final » est définie, lorsque les pixels passent d'une

période d'ablation à une période d'accumulation et terminent par une période d'ablation ainsi que la catégorie « accumulation finale » qui correspond à la séquence inverse (accumulation-ablation-accumulation).

L'analyse de la période 2019-2025 met en évidence que : 85% des surfaces correspondent à du glacier permanent ainsi qu'une ablation de 14%, et environ 1% des pixels sont classés comme zones d'accumulation ou d'ablation finale. Remarque, surface glacière permanente ne veut pas dire que son volume n'a pas changé.

Ces différentes catégories sont visualisées sur le glacier Huayna Potosi (Figure 28). À l'échelle de ce glacier, l'ablation présente une distribution hétérogène, les fontes sud du glacier ont une ablation plus prononcée que celle du nord.

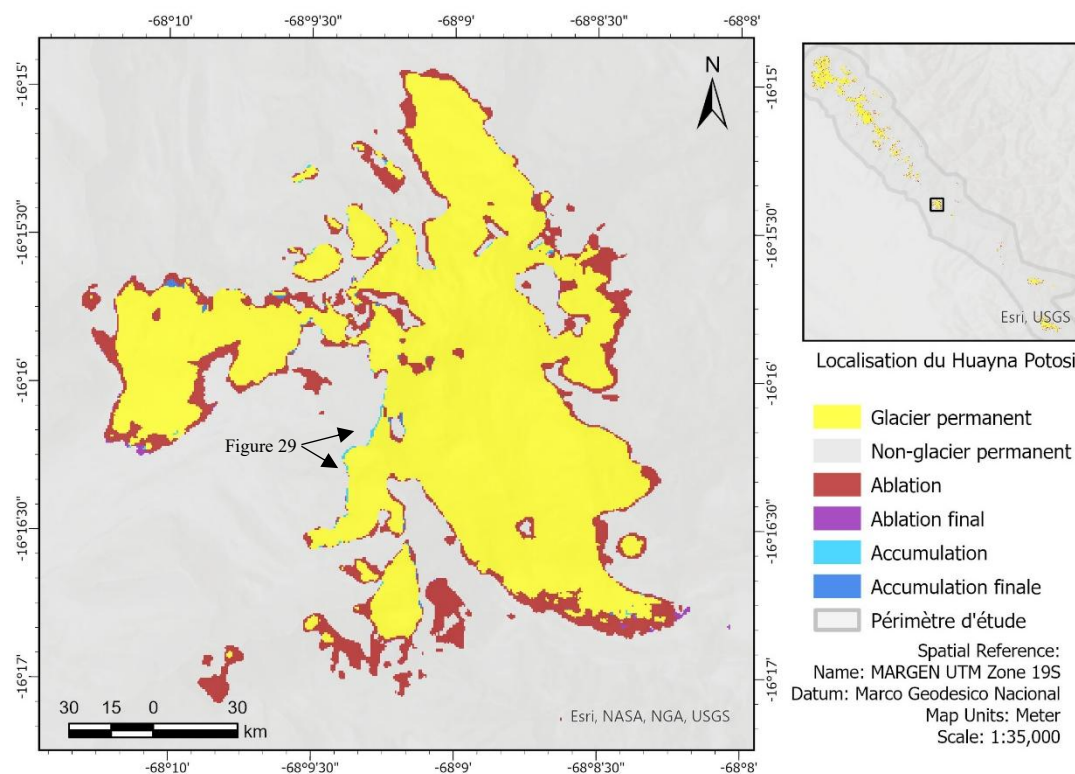


Figure 28. Trajectoires temporelles des quatre catégories du Huayna Potosi sur la période 2019–2025

Lors de la validation, il apparaît qu'une partie non négligeable des pixels mal classés se situe au pied et en haut de la falaise (Figure 34), dans des zones affectées par l'ombre du relief et en bordure de glacier, ainsi que certaines erreurs peuvent être attribués à un mauvais masquage des lacs proglaciaires. Ce 1% semble ainsi davantage refléter les limites de la classification et non un réel changement glaciaire.



Figure 29. Huayna Potosi (Ted, 2024) (Intervalle en bleu correspond à la zone qui est catalogué comme "ablation" sur la figure 33)

5.3.3. Évaluation de l'exactitude des changements

L'analyse de l'exactitude de l'évolution des couvertures terrestres est réalisée en deux points : l'évaluation de la précision de la classification des changements et l'estimation de la superficie des changements (Olofsson et al., 2014).

L'évaluation d'exactitude de la classification des changements est réalisée à l'aide de la validation avec quatre mosaïques de Planet Scope. Les composites annuels contiennent des pixels à différentes dates, avec la majorité se concentrant sur les mois durant la saison sèche et intersaison (septembre-décembre) et, comme vu dans l'état de l'art, l'ablation maximale des glaciers n'a pas lieu au même moment pour l'ensemble des glaciers. Pour cette raison, la validation des résultats est réalisée en comparant la classification avec les quatre mosaïques de Planet Scope (de septembre, octobre, novembre et décembre) au niveau des 1600 points pour chaque année.

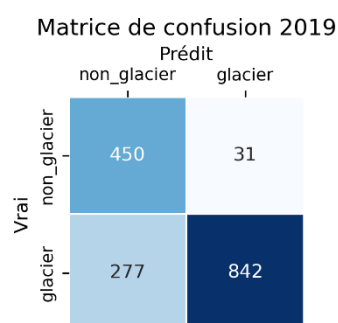


Figure 30. Matrice de confusion 2019

Les sept classifications ont une exactitude globale de 80,75%, 84,19%, 89,18%, 88%, 83,12%, 89,75%, 85% respectivement pour 2019 à 2025.

Pour 2019, la classification confond 31 pixels non-glaciers avec glaciers et 277 pixels glaciers avec glaciers. Le modèle identifie globalement bien les glaciers, mais il sous-estime une partie étant donnée le nombre important de faux négatifs (Figure 30).

Cela est le même cas pour les classifications de 2020, 2021, 2022, 2023 et 2025, en général les classifications sous-estiment la surface totale glaciaire de la Cordillera Real. En 2024, cette confusion est moindre (Figure 31).

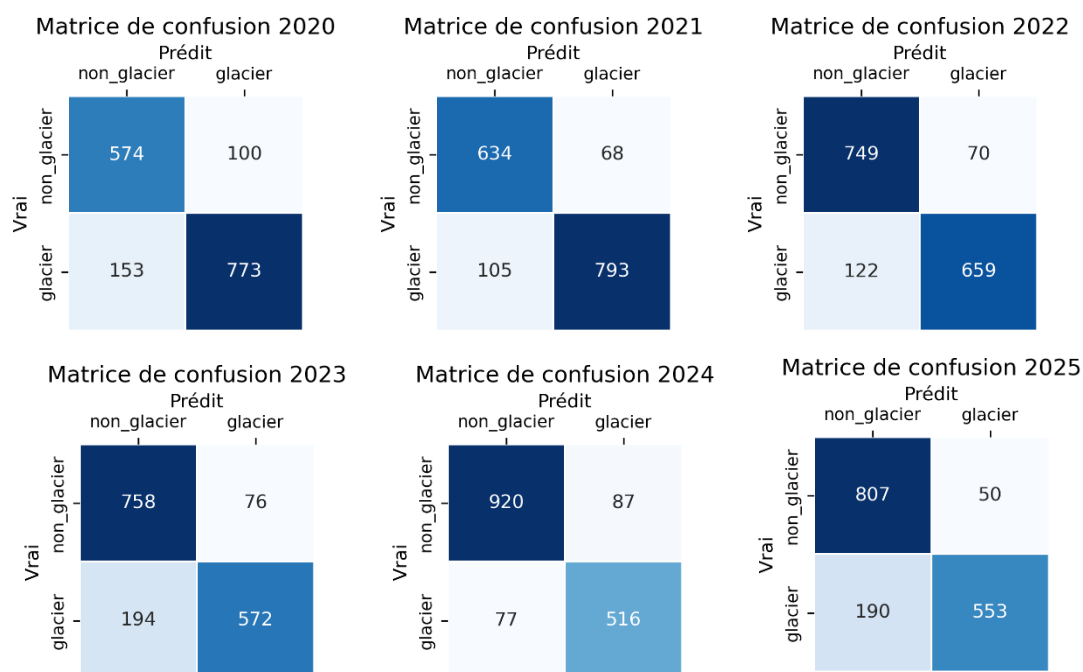


Figure 31. Matrices de confusions 2020-2025

La figure 32 récapitule l'ensemble des métriques de performance du modèle : Exactitude Globale, Précision, Rappel et F1-score pour chaque année.

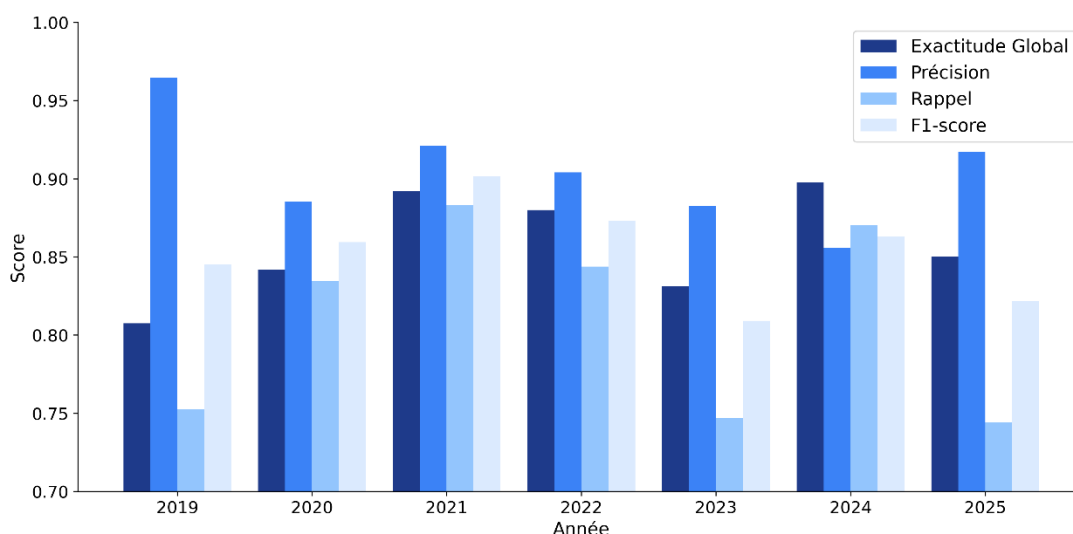


Figure 32. Mesure de performance du modèle des classifications de la classe glacier entre 2019 et 2025

L'exactitude est globalement élevée et relativement stable entre 2019 et 2025, l'ensemble des valeurs sont majoritairement supérieures à 0,8 ; en 2021 et 2022 celles-ci augmentent, avec des précisions supérieures à 0,9. Pour 2019, 2023 et 2025 le rappel est 0,75 ce qui signifie que ce modèle détecte moins bien les glaciers.

La classe glacier dans la zone des changements a une précision supérieure à 85%, ce modèle donne une qualité satisfaisante pour délimiter les limites des glaciers. Cependant elle peut être améliorée.

5.3.4. Estimation de la superficie des changements

Jusqu'à ce stade, les surfaces glaciaires obtenues présentent des biais. Bien que l'exactitude globale dépasse 80%, cela implique qu'environ un pixel sur cinq est mal classé. Afin de corriger ces biais, l'estimation des superficies a été réalisée conformément aux recommandations de « bonnes pratiques » proposées par Olofsson et al., (2014) les équations sont développées sur la section 4.2.5. Pour rappel, les superficies estimées ne représentent pas l'entière des glaciers mais uniquement la zone sur laquelle le changement est détecté, ainsi qu'une surface tampon de 5 mètres (figure 13).

La surface estimée est calculée par rapport au poids W_i de chaque strate et sa proportion de surface par rapport à la surface totale. La variance estimée est ensuite calculée, permettant de dériver l'erreur standard (SE), en supposant une distribution normale (taille d'échantillon suffisamment grande). Cette approche permet d'obtenir une surface estimée accompagnée d'un intervalle de confiance à 95% ainsi qu'un coefficient de variation (tous les résultats sont repris sur les tableaux 7-9, annexe 7.2).

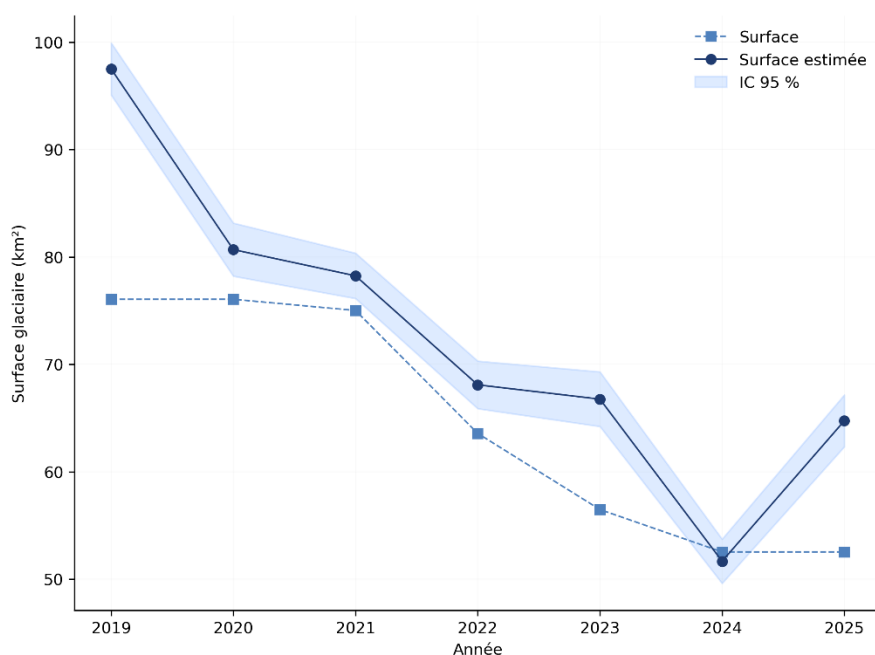


Figure 33. Évolution de la surface glaciaire et la surface glacier estimée (2019-2025)

La figure 33 présente, en bleu clair, les surfaces issues des sept classifications finales, et en bleu foncé, les surfaces estimées intégrant les corrections basées sur Planet Scope. Les erreurs de commission et d'omission, identifiées à partir des matrices de confusion, sont prises en compte et représentées via des intervalles de confiance à 95%.

Une diminution globale des surfaces glaciaires est observée entre 2019 et 2024, suivie d'une augmentation entre 2024 et 2025. Les surfaces estimées sont systématiquement supérieures aux surfaces cartographiées, avec des écarts particulièrement marqués en 2019, 2023 et 2025. Aux extrémités de la série temporelle (2019 et 2025), les différences s'expliquent en partie par l'effet du lissage temporel. En 2023, l'écart observé est lié à un rappel de 75%, indiquant un nombre important de faux positifs ; cette classification est donc moins performante que celles des autres années. Néanmoins, la tendance générale de diminution est considérée comme significative parce que les intervalles de confiance à 95% des surfaces estimées entre 2019 et 2025 se recouvrent peu.

Concernant l'augmentation observée entre 2024 et 2025, celle-ci ne dépasse pas les niveaux des années antérieures et peut être interprétée comme un retour à la tendance générale après une année fortement influencée par un événement El Niño intense (Samborska & Ritchie, 2025). Ainsi, la figure suggère que les variations observées reflètent principalement les effets de cet événement extrême, plutôt qu'une anomalie spécifique en 2025.

Dans le cadre de l'analyse temporelle, il est important de souligner que la tendance d'évolution des glaciers doit être interprétée à partir des surfaces estimées (corrigées à l'aide des données de validation Planet Scope) et non à partir des surfaces brutes directement issues des classifications.

La figure 34 reprend la variation des surfaces d'une année à l'autre, d'importantes pertes sont observées : $17 \pm 3,5 \text{ km}^2$ en 2020, de $10 \pm 3,0 \text{ km}^2$ en 2022 et $15 \pm 3,3 \text{ km}^2$ en 2024 et des pertes inférieures à $3 \pm 3,2 \text{ km}^2$ en 2021 et 2023. En 2025, la surface augmente de $13 \pm 3,3 \text{ km}^2$, cependant cela revient à une perte de de 2023 à 2025 de $2 \pm 3,5 \text{ km}^2$.

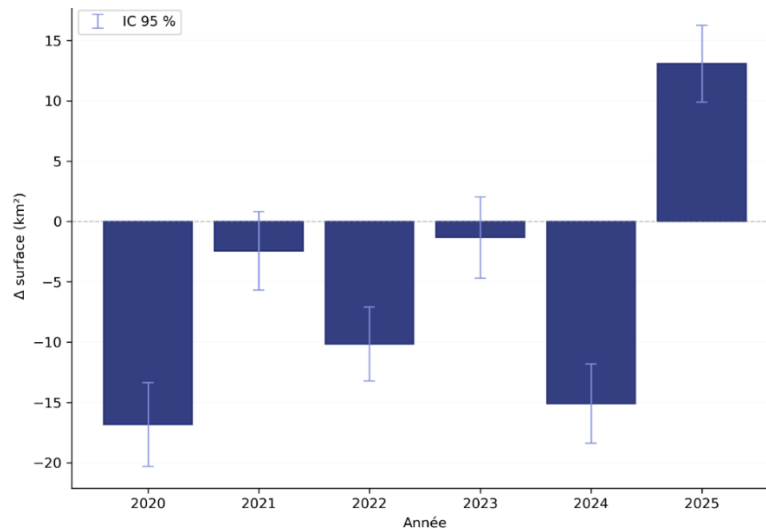


Figure 34. Variations des surfaces au cours des années

Finalement, la perte est calculée entre 2019 et 2025 :

$$S_{2019} - S_{2025} \pm 1.96 \cdot \sqrt{SE_{2019}^2 + SE_{2025}^2} = 32,8 \pm 3,4 \text{ km}^2$$

La Cordillera Real perte $32,8 \pm 3,4 \text{ km}^2$ de sa surface glaciaire avec 95% de confiance.

5.4. Synthèse et comparaison des résultats de trois études aux méthodologies différentes

Passons à la comparaison des résultats avec des différentes études réalisées sur la Cordillera Real : GLIMS, CCI_CR et Turpo Cayo et al. (2022).

Pour rappel, l'initiative GLIMS fournit un inventaire mondial des glaciers dérivé d'images satellitaires optiques, largement utilisées comme bases de référence. Pour la Cordillera Real, il y a six délimitations glaciaires (1660, 1998, deux de 2000, 2013 et 2016). Ces contours résultent de classifications manuelles ou semi-automatiques basées principalement sur des images Landsat, des indices (NDSI), des rapports de bandes et des validations visuelles (Figure 5).

Ensuite, les données CCI_CR constituent une série temporelle cohérente à 300 mètres. Au niveau de la Cordillera Real, la variabilité interannuelle est relativement faible entre 1992 et 2022 et constante au cours des autres années (Figure 6 et 7).

Finalement, Turpo Cayo et al. (2022) réalisent l'évolution des TAGs sur une période de 30 ans. De 1985 à 2020, la Cordillera Real a perdu 62% de sa surface glaciaire totale, dont une diminution particulièrement marquée de 35% sur la période 1985-1990 et une perte de 8,4% sur la période 2019-2020 (Figure 8).

5.4.1. Comparaison sur la période 2000-2016

Au niveau de cette section les données de GLIMS de 2000 à 2016, les données de CCI_CR et les données de Turpo Cayo et al., (2022) sont comparées.

Les délimitations produites dans ces différentes études des données GLIMS (Figure 5) présentent des différences entre elles, et elles ne correspondent pas non plus aux données CCI_CR ni à celles de Turpo Cayo et al. (2022).

Dans la figure 35, ci-dessous, sont représentées les deux délimitations de 2000 de GLIMS et la surface glaciaire de CCI_CR de 2000. Entre les données GLIMS la délimitation de 2000 en jaune est inférieure à celle de la RGI et celle de CCI_CR. La résolution de 300 m de CCI_CR entraîne une perte importante de la complexité de cet environnement par rapport à la résolution de 30m des deux autres délimitations.

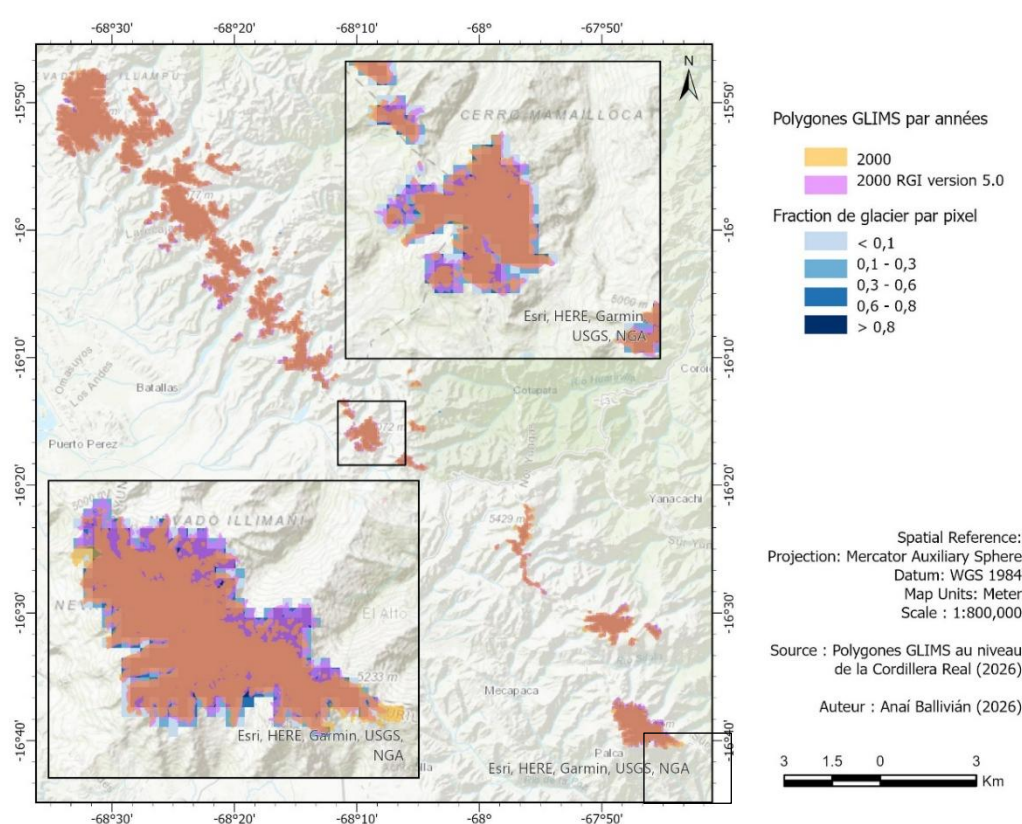


Figure 35. Comparaison des données GLIMS et CCI_CR

Au niveau du glacier Illimani, le côté nord-est de GLIMS RGI v5.0 et CCI_CR délimite une zone très similaire, par contre la délimitation de 2000 de GLIMS est beaucoup plus petite.

Pour l'Illimani en 2000, quatre délimitations de surface glaciaire sont disponibles (Figure 36). Les contours CCI_CR et RGI v5.0 présentent les surfaces les plus étendues, avec respectivement 36 km² et 33 km², tandis que la délimitation de Turpo Cayo et al. (2022) fournit la surface la plus faible, proche de 18 km², et a des frontières plus complexes que celles de GLIMS 2000, dont la surface est d'environ 25 km². Dans le cas de CCI_CR 2000, aucun recul du glacier n'est visible à l'intérieur, alors que ce retrait interne apparaît clairement dans les autres délimitations.

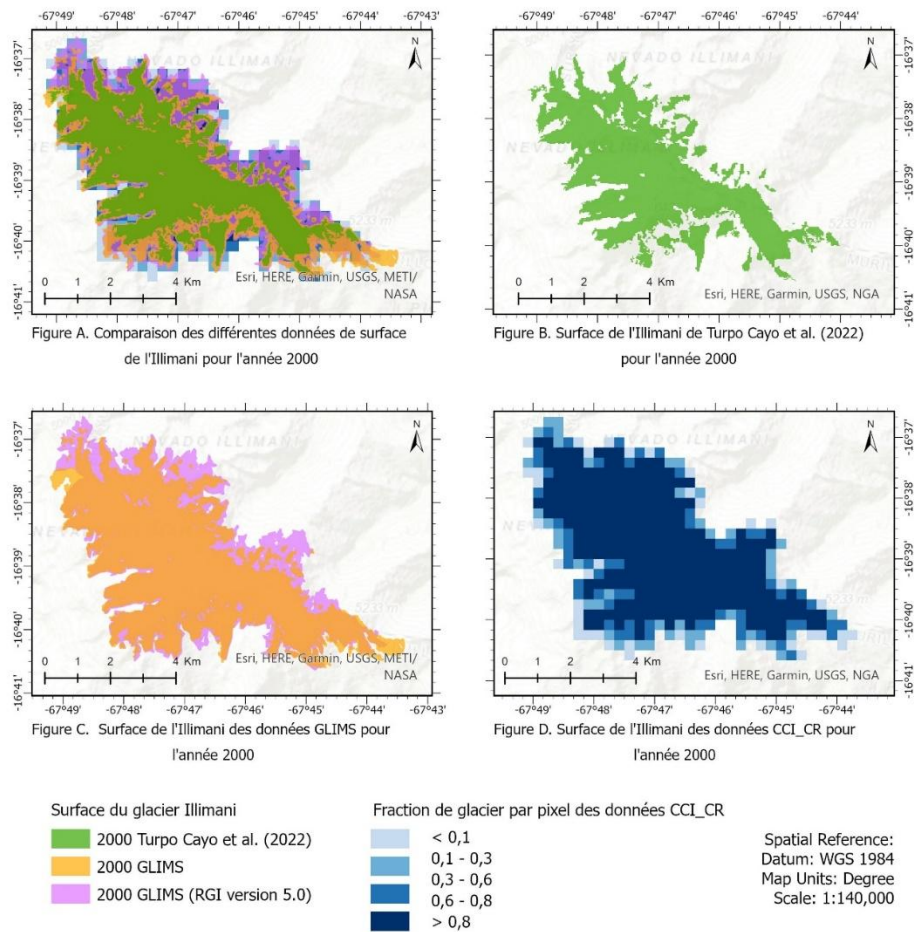


Figure 36. Comparaison des délimitations du Illimani d'année 2000 des données GLIMS, CCI_CR et Turpo Cayo et al. (2022)

5.4.2. Comparaison Turpo Cayo et al. (2022), CCI_CR et surface estimée

Les séries temporelles de Turpo Cayo et al. (2022), de CCI_CR et des surfaces estimées dans ce mémoire sont comparées sur la figure 36. La série CCI_CR, représentée en vert, diverge nettement des deux autres. En revanche, les séries de Turpo Cayo et al. (2022) et la série de surface estimée présentent une tendance de diminution très similaire entre 2019 et 2020, avec une différence de 4,5 et 5,4 km², la série de ce mémoire donne des surfaces légèrement plus faibles que celles de Turpo Cayo et al. (2022).

Entre 1995 et 2020, la tendance moyenne de recul est de 5,41 km²/an pour Turpo Cayo et al. (2022) avec une incertitude 6,5 km² (en considérant l'incertitude globale des TAGs), et tandis qu'entre 2019 et 2025 la tendance des surfaces estimée est de 5,46 km²/an avec une incertitude de 1,8 km². Les deux séries présentent donc des taux de recul quasi équivalents (Figure 37).

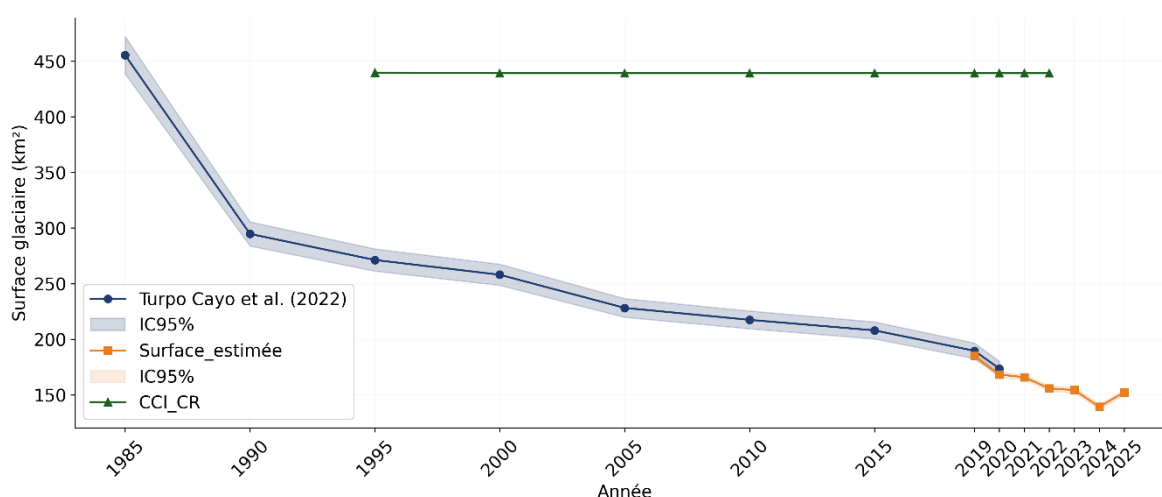


Figure 37. Évolution de la surface glaciaire de la Cordillera Real entre 1995 et 2025 des données CCI_CR, Turpo Cayo et al. (2022) et les surfaces estimées

5.5. Discussion

Les résultats sont discutés en deux temps : la discussion des résultats obtenus et la discussion de l'application de cette méthodologie à une échelle globale.

Premièrement, à ce stade les principaux résultats à retenir sont : le choix du masque des nuages et de leurs ombres est une étape importante à considérer, ce masque ne doit pas être le même que dans cette étude, celui est jugé correct dans ce cas. Cependant les masques de nuages sur les glaciers doivent être composés de quatre composantes principales : (i) couche de probabilité de nuages à priori avec quantités minimales de mauvaise classification nuage/glace/neige, (ii) la projection des ombres donnée en fonction des informations de la position du soleil, (iii) l'identification des zones sombres à l'aide de la bande NIR, et (iv) optionnelle, pas de masquages des pixels glaciers avec $NDSI > 0,4$.

Au niveau du retrait des glaciers tropicaux il est important de retenir deux résultats principaux ; tout d'abord, le recul des glaciers est hétérogène dans le temps et dans l'espace. Développons cela un peu plus en profondeur, hétérogène dans le temps, l'ablation n'est pas la même au niveau des différentes fontes, dans certains endroits l'ablation maximale a lieu principalement au début de la saison sèche alors que sur d'autres fontes cela est observé plutôt vers la fin de la saison sèche ainsi que en saison de transition (saison sèche – saison humide), ceci est renforcé par les différences en ablation maximale trouvées sur les articles décrits sur l'état de l'art dans la section 2 (Favier et al., 2004; Liu et al., 2013; Cook et al., 2016; Veettil et al., 2017). Par ailleurs, la surface maximale ablatée est différente, en fonction de leur position nord, sud, est, ouest mais aussi entre les différents glaciers et d'une année à l'autre.

Cette hétérogénéité dans le temps est surtout mise en évidence par les différentes réactions des glaciers de taille distincte, plus les glaciers sont grands et moyens ($> 5 \text{ km}^2$) plus ils suivent une tendance de recule stable d'une année à l'autre, presque linéaire même pendant des événements plus extrêmes ; en revanche les glaciers avec une surface inférieure à 2 km^2 réagissent de manière beaucoup plus extrême. Par exemple, pendant les années de fort épisode El Niño et La Niña, leur surface est presque complètement perdue ou elle augmente d'au moins 30% de sa surface initiale (Figure 24).

En outre, la tendance moyenne de recul est de $5,46 \text{ km}^2/\text{an}$, avec une incertitude de $\pm 1,8 \text{ km}^2$ (IC95%), ce qui est nettement supérieur à la perte estimée par la régression linéaire, soit $4,51 \text{ km}^2/\text{an}$ avec un R^2 de 0,51 (Figure 20). Cette différence confirme la nécessité d'appliquer un post-traitement aux classifications.

La perte totale est de $32,8 \pm 3,4 \text{ km}^2$, ce qui correspond à environ 17% de surface en ablation sur une période de 7 ans.

Selon le tableau 3 sur l'état de l'art les glaciers perdent en moyenne de 30 à 50% de leurs surfaces entre 1963 et 2010, la perte relative augmente au fur et à mesure que les études sont plus récentes, donc la perte de 17% semble indiquer que la perte de la surface des glaciers a augmenté au cours de ces dernières années (Figure 38).

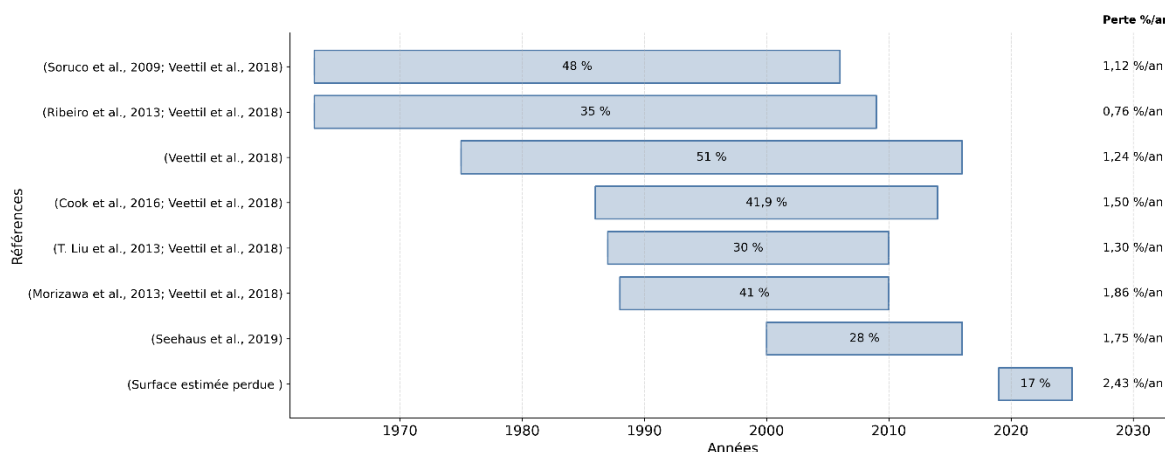


Figure 38. Comparaison des différentes pertes sur ensemble des études vue sur le tableau 3

La comparaison de la série temporelle de Turpo Cayo et al. (2022) avec celle obtenue pour la période 2019–2025 apparaît cohérente, les deux présentant une tendance moyenne similaire. Par ailleurs, le passage d’une résolution spatiale de 30 m à 10 m semble contribuer à réduire l’incertitude associée à la délimitation des surfaces glaciaires (Figure 37).

En revanche, une mise à jour des données utilisées pour la série temporelle CCI_CR devrait être réalisée pour la CR afin de représenter les variations des surfaces glaciaires dans cette région d’étude.

Deuxièmement, est-il possible d’appliquer la méthodologie appliquée sur cette région à une échelle mondiale ?

Pour rappel, la méthodologie suivie est réalisée sur base d’une classification semi-automatique avec trois étapes de traitements : pré-traitement, où les données sont nettoyées et les éventuels masques sont appliqués, traitement avec l’analyse des rapports de bandes, des indices et la classification Random Forest et post-traitement avec le remplissage des NaN et la correction des pixels incohérents d’une année à l’autre (Figure 10).

La méthodologie développée présente des résultats globalement satisfaisants, mais plusieurs éléments méritent d’être discutés afin d’en évaluer la robustesse et les limites.

D’une part, les points forts de cette méthodologie sont les suivantes : le masque des nuages et ombres semble adéquat, car il permet de réduire les erreurs de classification. La classification Random Forest fournit des résultats cohérents et permet une correcte classification binaire : glacier et non-glacier.

Cependant, d’autre part, certains aspects nécessitent des améliorations, surtout pour l’application à une échelle globale. Au niveau du post-traitement : le remplissage des NaN peut être maintenu, cependant, pour le lissage temporelle une analyse supplémentaire devrait être réalisée en fonction des différents facteurs qui interagissent sur les glaciers du monde entier. Ici, le lissage temporel a été principalement pensé par rapport aux effets du ENSO. Une analyse complémentaire des facteurs environnementaux influençant les

variations glaciaires serait pertinente afin de considérer l'ensemble des forçages climatiques et environnementaux, tels que les événements : l'impact des feux de forêts, les modèles hydrologiques ou encore les conditions météorologiques locales qui n'ont pas été pleinement explorées dans ce mémoire.

D'autre part, la validation des résultats devrait être réalisée par plusieurs analystes pour limiter les erreurs humaines, pour augmenter la qualité de l'estimation de l'exactitude globale des classifications.

En outre, dans la validation certains aspects pourraient être améliorés : utilisation d'un modèle numérique de terrain (MNT) pour améliorer la délimitation sur des zones d'abrupts changements tels que les falaises.

Dans les aspects plus techniques, certaines limites doivent être soulignées : le traitement des données nécessite des serveurs puissants, en raison d'une empreinte spatiale et temporelle élevée. Dans cette étude, plusieurs environnements sont utilisés (Google Earth Engine, Jupyter Notebook, QGIS et ArcGIS), cela rend le travail plus complexe surtout sur une échelle globale. Même si Google Earth Engine facilite l'analyse à grande échelle, il a des limites avec une taille de données et nombre de modules élevés, ce qui peut entraîner des ralentissements du traitement des données.

Enfin, bien que le modèle soit fonctionnel, il nécessiterait des ajustements supplémentaires avant d'envisager une application à l'échelle globale.

6. Conclusion et perspectives

Ce mémoire vise à analyser l'ablation maximale des surfaces glaciaires par année avec des données satellitaires optiques à 10 mètres de résolution spatiale, par rapport à l'étude de cas de la Cordillera Real en Bolivie sur une période de sept ans (2019-2025). L'objectif principal est d'analyser les différentes méthodologies afin d'obtenir une méthodologie applicable à une échelle mondiale ; le deuxième objectif consiste à appliquer cette méthodologie sur la Cordillera Real et à réaliser une série temporelle cohérente dans l'espace et le temps. Finalement, le troisième objectif est de valider correctement les classifications obtenues afin d'avoir une série temporelle ou l'exactitude globale et les incertitudes sont clairement présentées.

La méthodologie donne un modèle fonctionnel. Toutefois, il nécessite des ajustements supplémentaires avant d'envisager une application à l'échelle globale.

Au niveau de la Cordillera Real, les sept classifications post-traitées ont une exactitude globale de 80,75%, 84,19%, 89,18%, 88%, 83,12%, 89,75%, 85% respectivement pour 2019 à 2025, avec une sous-estimation de la surface glacier.

Entre 2019 et 2025, la Cordillera Real a perdu 17% de sa surface initiale en 2019, ce qui mène à une perte de $32,8 \pm 3,4 \text{ km}^2$ sur ces sept dernières années. Une forte ablation est observée en 2024, une année avec un fort épisode El Niño, les glaciers de surface inférieure à 2 km^2 sont fortement impactés par les forts épisodes ENSO.

Plusieurs pistes de recherche méritent d'être envisagées afin de prolonger ce travail : renforcer les protocoles de validation, notamment par la mobilisation de plusieurs opérateurs et de jeux de données indépendantes, afin d'améliorer la robustesse des résultats.

L'extension de cette approche à d'autres massifs de montagne et l'intégration explicite d'autres forçages climatiques et environnementaux (modèle hydrologique et climatique) offriraient une vision plus complète des dynamiques glaciaires à l'échelle interrégionale, pour aussi appliquer cette approche sur des massifs montagneux dans d'autres parties du globe terrestre.

Références bibliographiques

- Ali, S. H. (2025). Mapping and Assessing Glacial Lakes in Pakistan : Risk Insights from NDWI. *Fusion Journal of Engineering and Sciences*.
<https://doi.org/10.64615/fjes...2025.77>
- Arendt, Bliss, Bolch, Cogley, Gardner, J.-O. Hagen, R. Hock, M. Huss, G. Kaser, C. Kienholz, & W.T. Pfeffer. (2015, juillet). *Randolph Glacier Inventory – A Dataset of Global Glacier Outlines : Version 5.0* [GLIMS Technical Report].
https://www.glims.org/RGI/00_rgi50_TechnicalNote.pdf
- Arkalı, M., Atik, M. E., & Atik, S. (2025). Machine Learning-Based Supervised Classification of Sentinel-2 MSI and Landsat-8 OLI Imagery in Marguerite Bay of Antarctic Peninsula. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLVIII-M-6-2025*, 45-52.
<https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-M-6-2025-45-2025>
- Bajracharya, S. R., Maharjan, S. B., & Shrestha, F. (2014). Understanding Dynamics of Himalayan Glaciers : Scope and Challenges of Remote Sensing. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XL-8*, 1283-1289. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-8-1283-2014>
- Carrivick, J., Davies, M., Wilson, R., Davies, B., Gribbin, T., King, O., Rabatel, A., García, J., & Ely, J. (2024). Accelerating Glacier Area Loss Across the Andes Since the Little Ice Age. *Geophysical Research Letters*, 51.
<https://doi.org/10.1029/2024GL109154>
- Carrivick, J. L., & Tweed, F. S. (2013). Proglacial lakes : Character, behaviour and geological importance. *Quaternary Science Reviews*, 78, 34-52.
<https://doi.org/10.1016/j.quascirev.2013.07.028>

- CDSE. (s. d.). *Sentinel-2 | Copernicus Data Space Ecosystem*. COPERNICUS DATA SPACE ECOSYSTEM. Consulté 22 février 2026, à l'adresse <https://dataspace.copernicus.eu/data-collections/copernicus-sentinel-missions/sentinel-2>
- Centeno, J. A. S., Mitishita, E. A., & Kishi, R. T. (2017). Assessing snow extent variations of Illimani mountain with Landsat NDSI. *2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 616-619. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2017.8127029>
- Cloud Score+ S2_HARMONIZED V1 | Earth Engine Data Catalog*. (s. d.). Google for Developers. Consulté 2 mai 2026, à l'adresse https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/GOOGLE_CLOUD_SCORE_PLUS_V1_S2_HARMONIZED?hl=fr
- Cogley, J.G., Hock, R., Rasmussen, L.A., Arendt, A.A., Bauder, A., Jansson, P., Braithwaite, R.J., Kaser, G., Möller, M., Nicholson, L., & Zemp, M. (2011). *Glossary of glacier mass balance and related terms* [Electronic Paper]. UNESCO Biblioteca Digital. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000192525>
- Cook, S. J., Kougkoulos, I., Edwards, L. A., Dortch, J., & Hoffmann, D. (2016). Glacier change and glacial lake outburst flood risk in the Bolivian Andes. *The Cryosphere*, 10(5), 2399-2413. <https://doi.org/10.5194/tc-10-2399-2016>
- Defourny, P., Lamarche, C., Bos, A., Thonnard, J., & Bruyère, I. (2025, septembre 9). *ESA Land Cover Climate Change Initiative—Algorithm Theoretical Basis Document*.

- EROS. (2015). *Comparison of Landsat 7 and 8 bands with Sentinel-2 | U.S. Geological Survey*. <https://www.usgs.gov/media/images/comparison-landsat-7-and-8-bands-sentinel-2>
- ESA. (s. d.). *THE EUROPEAN SPACE AGENCY* [Sentinel-2]. Consulté 20 février 2026, à l'adresse
https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-2
- Favier, V., Wagnon, P., & Ribstein, P. (2004). Glaciers of the outer and inner tropics : A different behaviour but a common response to climatic forcing. *Geophysical Research Letters - GEOPHYS RES LETT*, 311.
<https://doi.org/10.1029/2004GL020654>
- Foody, G. M. (2020). Explaining the unsuitability of the kappa coefficient in the assessment and comparison of the accuracy of thematic maps obtained by image classification. *Remote Sensing of Environment*, 239, 111630.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111630>
- Francou, B., Rabatel, A., Soruco, A., Silcart, J. E., Silvestre, E. E., Ginot, P., Cáceres, B., Condom, T., Villacís, M., Ceballos, J. L., Lehmann, B., Anthelme, F., Dangles, O., Gomez, J., Favier, V., Maisincho, L., Jomelli, V., Vuille, M., Wagnon, P., ... Mendoza, J. (2013). *Glaciares de los Andes tropicales : Víctimas del cambio climático*.
- Frazier, A. E., & Hemingway, B. L. (2021). A Technical Review of Planet Smallsat Data : Practical Considerations for Processing and Using PlanetScope Imagery. *Remote Sensing*, 13(19), 3930. <https://doi.org/10.3390/rs13193930>
- GLIMS. (2025, mai 6). *GLIMS: Global Land Ice Measurements from Space*.
<https://www.glims.org/>

GLIMS: Downloaded Data Attribute Description. (2025, mai 6).

https://www.glims.org/MapsAndDocs/downloaded_field_desc.html

Holden, J. (2017). *An introduction to physical geography and the environment* (4th ed.).

Pearson International Content. <http://hdl.handle.net/2078/ebook:226918>

Huang, L., Li, Z., Zhou, J. M., & Zhang, P. (2021). An automatic method for clean glacier and nonseasonal snow area change estimation in High Mountain Asia from 1990 to 2018. *Remote Sensing of Environment*, 258, 112376.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112376>

Ippc. (2022). *The Ocean and Cryosphere in a Changing Climate : Special Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* (1^{re} éd.). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781009157964>

Jiang, W., Ni, Y., Pang, Z., He, G., Fu, J., Lu, J., Yang, K., Long, T., & Lei, T. (2020). A new index for identifying water body from sentinel-2 satellite remote sensing imagery. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, 5(3), 33-38.

<https://doi.org/10.5194/isprs-Annals-V-3-2020-33-2020>

Jonathan Bamber. (2021). Land ice : Indicator, and integrator, of climate change. In *Climate Change* (Climate Change (Third Edition), p. 141-156). Elsevier.

<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821575-3.00008-6>

Jordan, E. (1991). *The glaciers of the Bolivian Andes. A photogrammatic-cartographic inventory of the glaciers of Bolivia, as a foundation for climatic interpretation and potential for economic use.* 23.

K Veettil, B. (2012). Three Decadal Monitoring of Mountain Glaciers in Ecuador – A Case Study on ENSO Impact on Andean Glaciers : A Remote Sensing Perspective. *INTERNATIONAL JOURNAL OF GEOMATICS AND GEOSCIENCES*, 3, 269-284.

- Kääb, A., Winsvold, S., Altena, B., Nuth, C., Nagler, T., & Wuite, J. (2016). Glacier Remote Sensing Using Sentinel-2. Part I : Radiometric and Geometric Performance, and Application to Ice Velocity. *Remote Sensing*, 8, 598. <https://doi.org/10.3390/rs8070598>
- Kaser, G., HASTENRATH, S., AMES, A., Innsbruck, Madison, & Huaraz. (1996). MASS BALANCE PROFILES ON TROPICAL GLACIERS. *Universitätsverlag Wagner, Innsbruck, ZEITSCHRIFT FÜR GLETS GLESCHERKUND UND GLAZIALGEOLOGIE*, S.75-81.
- Lin Liu. (2021). A Review of Deep Learning for Cryospheric Studies. In *Deep Learning for the Earth Sciences* (p. 258-268). John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781119646181.ch17>
- Liu, T., Kinouchi, T., & Ledezma, F. (2013). Characterization of recent glacier decline in the Cordillera Real by LANDSAT, ALOS, and ASTER data. *Remote Sensing of Environment*, 137, 158-172. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.06.010>
- Ma, L., Liu, Y., Zhang, X., Ye, Y., Yin, G., & Johnson, B. A. (2019). Deep learning in remote sensing applications : A meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152, 166-177. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015>
- Main-Knorn, M., Pflug, B., Louis, J., Debaecker, V., Müller-Wilm, U., & Gascon, F. (2017). *Sen2Cor for Sentinel-2*. <https://doi.org/10.1117/12.2278218>
- Małecki, J., Lovell, H., Ewertowski, W., Górski, Ł., Kurczaba, T., Latos, B., Miara, M., Piniarska, D., Płocieniczak, J., Sowada, T., Spiralski, M., Warczachowska, A., & Rabatel, A. (2018). The glacial landsystem of a tropical glacier : Charquini Sur, Bolivian Andes. *Earth Surface Processes and Landforms*, 43(12), 2584-2602. <https://doi.org/10.1002/esp.4417>

- Montes de Oca, I. (1997). *Geografía y recursos naturales de Bolivia.: 3ª Edición* (Tercera edición corregida y aumentada by Montes de Oca, Ismael:). Librería Monte Sarmiento. <https://www.abebooks.co.uk/Geograf%C3%ADa-recursos-naturales-Bolivia-Tercera-edici%C3%B3n/31020586391/bd>
- Morizawa, K., Asaoka, Y., Kazama, S., & Gunawardhana, L. N. (2013). Temporal glacier area changes correlated with the El Niño/La Niña Southern Oscillation using satellite imagery. *Hydrological Research Letters*, 7(2), 18-22. <https://doi.org/10.3178/hrl.7.18>
- Nakano, K., Zhang, Y., Shibuo, Y., Yabuki, H., & Hirabayashi, Y. (2013). A monitoring system for mountain glaciers and ice caps using 30 meter resolution satellite data. *Hydrological Research Letters*, 7(3), 73-78. <https://doi.org/10.3178/hrl.7.73>
- NASA. (2023, novembre 13). *Landsat—NASA Science*. <https://science.nasa.gov/mission/landsat/>
- NASA. (2026a, février 20). *ASTER | Terra*. <https://terra.nasa.gov/about/terra-instruments/aster>
- NASA. (2026b, février 20). *MODIS Data | Terra*. <https://terra.nasa.gov/data/modis-data>
- Nijhawan, R., Das, J., & Balasubramanian, R. (2018). A Hybrid CNN + Random Forest Approach to Delineate Debris Covered Glaciers Using Deep Features. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(6), 981-989. <https://doi.org/10.1007/s12524-018-0750-x>
- NSIDC. (s. d.). *Homepage | National Snow and Ice Data Center*. Consulté 17 février 2026, à l'adresse <https://nsidc.org/home>
- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land

change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42-57.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>

Paul, F. (2000). *EVALUATION OF DIFFERENT METHODS FOR GLACIER MAPPING USING LANDSAT TM*.

Paul, F., Barrand, N. E., Baumann, S., Berthier, E., Bolch, T., Casey, K., Frey, H., Joshi, S. P., Konovalov, V., Le Bris, R., Mölg, N., Nosenko, G., Nuth, C., Pope, A., Racoviteanu, A., Rastner, P., Raup, B., Scharrer, K., Steffen, S., & Winsvold, S. (2013). On the accuracy of glacier outlines derived from remote-sensing data. *Annals of Glaciology*, 54(63), 171-182.

<https://doi.org/10.3189/2013AoG63A296>

Paul, F., Rastner, P., Azzoni, R. S., Diolaiuti, G., Fugazza, D., Le Bris, R., Nemec, J., Rabatel, A., Ramusovic, M., Schwaizer, G., & Smiraglia, C. (2020). Glacier shrinkage in the Alps continues unabated as revealed by a new glacier inventory from Sentinel-2. *Earth System Science Data*, 12(3), 1805-1821.

<https://doi.org/10.5194/essd-12-1805-2020>

Paul, F., Winsvold, S., Kääb, A., Nagler, T., & Schwaizer, G. (2016). Glacier Remote Sensing Using Sentinel-2. Part II : Mapping Glacier Extents and Surface Facies, and Comparison to Landsat 8. *Remote Sensing*, 8(7), 575.

<https://doi.org/10.3390/rs8070575>

Pfeffer, W., Arendt, A., Bliss, A., Bolch, T., Cogley, J., Gardner, A., Hagen, J., Hock, R., Kaser, G., Kienholz, C., Miles, E., Moholdt, G., Mölg, N., Paul, F., Radić, V., Rastner, P., Raup, B., Rich, J., & Sharp, M. (2017). The Randolph Glacier Inventory : A globally complete inventory of glaciers. *Journal of Glaciology*, 60, 537-552. <https://doi.org/10.3189/2014JoG13J176>

- Pontius Jr, R. G., & Millones, M. (2011). Death to Kappa : Birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407-4429.
<https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Pörtner, H.-O., Roberts, D. C., Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Tignor, M., Poloczanska, E., Mintenbeck, K., Alegría, A., Nicolai, M., Okem, A., Petzold, J., Rama, B., & Weyer, N. M. (2019). L'océan et la cryosphère dans le contexte du changement climatique Rapport spécial du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat Résumé à l'intention des décideurs. *IPCC*.
- Qiao, C., Luo, J., Sheng, Y., Shen, Z., Zhu, Z., & Ming, D. (2012). An Adaptive Water Extraction Method from Remote Sensing Image Based on NDWI. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 40(3), 421-433.
<https://doi.org/10.1007/s12524-011-0162-7>
- Qiu, S., Zhu, Z., & He, B. (2019). Fmask 4.0 : Improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4–8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 231, 111205. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.05.024>
- Rabatel, A., Francou, B., Jomelli, V., Naveau, P., & Grancher, D. (2008). A chronology of the Little Ice Age in the tropical Andes of Bolivia (16°S) and its implications for climate reconstruction. *Quaternary Research*, 70(2), 198-212.
<https://doi.org/10.1016/j.yqres.2008.02.012>
- Rabatel, A., Francou, B., Soruco, A., Gomez, J., Cáceres, B., Ceballos, J. L., Basantes, R., Vuille, M., Sicart, J.-E., Huggel, C., Scheel, M., Lejeune, Y., Arnaud, Y., Collet, M., Condom, T., Consoli, G., Favier, V., Jomelli, V., Galarraga, R., ... Wagnon, P. (2013). Current state of glaciers in the tropical Andes : A multi-

- century perspective on glacier evolution and climate change. *The Cryosphere*, 7(1), 81-102. <https://doi.org/10.5194/tc-7-81-2013>
- Racoviteanu, A. E., Williams, M. W., & Barry, R. G. (2008a). Optical Remote Sensing of Glacier Characteristics : A Review with Focus on the Himalaya. *Sensors*, 8(5), 3355-3383. <https://doi.org/10.3390/s8053355>
- Racoviteanu, A. E., Williams, M. W., & Barry, R. G. (2008b). Optical Remote Sensing of Glacier Characteristics : A Review with Focus on the Himalaya. *Sensors*, 8(5), 3355-3383. <https://doi.org/10.3390/s8053355>
- Radcliff, M. R. (2013, décembre 16). *NASA Scientific Visualization Studio | Landsat Program Timeline*. NASA Scientific Visualization Studio. <https://svs.gsfc.nasa.gov/11433/>
- Ramírez, E., Francou, B., Ribstein, P., Descloitres, M., Guérin, R., Mendoza, J., Gallaire, R., Pouyaud, B., & Jordan, E. (2001). Small glaciers disappearing in the tropical Andes : A case-study in Bolivia: Glaciar Chacaltaya (16o S). *Journal of Glaciology*, 47(157), 187-194. <https://doi.org/10.3189/172756501781832214>
- Raup, B. H., Andreassen, L. M., Bolch, T., & Bevan, S. (2015). Remote sensing of glaciers. In M. Tedesco (Éd.), *Remote Sensing of the Cryosphere* (1^{re} éd., p. 123-156). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118368909.ch7>
- Revel, C., Lonjou, V., Marcq, S., Desjardins, C., Fournie, B., Coppolani-Delle Luche, C., Guillemot, N., Lacamp, A.-S., Lourme, E., Miquel, C., & Lenot, X. (2019). Sentinel-2A and 2B absolute calibration monitoring. *European Journal of Remote Sensing*, 52(1), 122-137. <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1562311>

- RGI Consortium. (2023). *Randolph Glacier Inventory—A Dataset of Global Glacier Outlines, Version 7* [Jeu de données]. NASA National Snow and Ice Data Center Distributed Active Archive Center. <https://doi.org/10.5067/F6JMOVY5NAVZ>
- Ribeiro, R. da R., Ramirez, E., Simões, J. C., & Machaca, A. (2013). 46 years of environmental records from the Nevado Illimani glacier group, Bolivia, using digital photogrammetry. *Annals of Glaciology*, 54(63), 272-278.
<https://doi.org/10.3189/2013AoG63A494>
- Ribstein, P., Tiriau, E., Francou, B., & Saravia, R. (1995). Tropical climate and glacier hydrology : A case study in Bolivia. *Journal of Hydrology*, 165(1), 221-234.
[https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)02572-S](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)02572-S)
- Richardson, K., Steffen, W., Lucht, W., Bendtsen, J., Cornell, S. E., Donges, J. F., Drüke, M., Fetzer, I., Bala, G., von Bloh, W., Feulner, G., Fiedler, S., Gerten, D., Gleeson, T., Hofmann, M., Huiskamp, W., Kummu, M., Mohan, C., Nogués-Bravo, D., ... Rockström, J. (2023). Earth beyond six of nine planetary boundaries. *Science Advances*, 9(37), eadh2458.
<https://doi.org/10.1126/sciadv.adh2458>
- Roe, G. H., Christian, J. E., & Marzeion, B. (2021). On the attribution of industrial-era glacier mass loss to anthropogenic climate change. *The Cryosphere*, 15(4), 1889-1905. <https://doi.org/10.5194/tc-15-1889-2021>
- Samborska, V., & Ritchie, H. (2025). “Cool” years are now hotter than the “warm” years of the past : Tracking global temperatures through El Niño and La Niña. *Our World in Data*. <https://ourworldindata.org/global-temperatures-el-nino-la-nina>
- Seehaus, T., Malz, P., Sommer, C., Soruco, A., Rabatel, A., & Braun, M. (2019). Mass balance and area changes of glaciers in the Cordillera Real and Tres Cruces,

- Bolivia, between 2000 and 2016. *Journal of Glaciology*, 66, 124-136.
- <https://doi.org/10.1017/jog.2019.94>
- Sentinel-2 : Cloud Probability | Earth Engine Data Catalog*. (s. d.). Google for Developers. Consulté 2 mai 2026, à l'adresse https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S2_CLOUD_PROBABILITY?hl=fr
- Sharda, S., Srivastava, M., Gusain, H. S., Sharma, N. K., Bhatia, K. S., Bajaj, M., Kaur, H., Zawbaa, H. M., & Kamel, S. (2022). A hybrid machine learning technique for feature optimization in object-based classification of debris-covered glaciers. *Ain Shams Engineering Journal*, 13(6), 101809.
- <https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101809>
- Sine Limes (Réalisateur). (2025, juillet 20). *MELTING OF TROPICAL #GLACIERS IN #PERU* [Enregistrement vidéo]. <https://www.youtube.com/watch?v=Uyl73KHSQVM>
- Soruco, A. (2012). *Medio siglo de fluctuaciones glaciares en la cordillera real y sus efectos hidrológicos en la ciudad de La Paz* (1. ed). IRD.
- https://horizon.documentation.ird.fr/exl-doc/pleins_textes/divers16-09/010055132.pdf
- Soruco, A., Cuiscanqui, D., Rabatel, A., & Anthelme, F. (2015). *Mass balance of Zongo glacier between 2006 and 2013 using volumetric method, employing Pléiades high resolution images acquired over the Cordillera Real, Bolivia (16°S, 68°W)*. 16.
- Soruco, A., Vincent, C., Francou, B., & Gonzalez, J. F. (2009). Glacier decline between 1963 and 2006 in the Cordillera Real, Bolivia. *Geophysical Research Letters*, 36(3). <https://doi.org/10.1029/2008GL036238>

- Turpo Cayo, E. Y., Borja, M. O., Espinoza-Villar, R., Moreno, N., Camargo, R., Almeida, C., Hopfgartner, K., Yarleque, C., & Souza, C. M. (2022). Mapping Three Decades of Changes in the Tropical Andean Glaciers Using Landsat Data Processed in the Earth Engine. *Remote Sensing*, 14(9), 1974. <https://doi.org/10.3390/rs14091974>
- Veettil, B. K. (2018). Glacier mapping in the Cordillera Blanca, Peru, tropical Andes, using Sentinel-2 and Landsat data. *Singapore Journal of Tropical Geography*, 39(3), 351-363. <https://doi.org/10.1111/sjtg.12247>
- Veettil, B. K., & Kamp, U. (2019). Global Disappearance of Tropical Mountain Glaciers : Observations, Causes, and Challenges. *Geosciences*, 9(5), 196. <https://doi.org/10.3390/geosciences9050196>
- Veettil, B. K., Wang, S., Florêncio de Souza, S., Bremer, U. F., & Simões, J. C. (2017). Glacier monitoring and glacier-climate interactions in the tropical Andes : A review. *Journal of South American Earth Sciences*, 77, 218-246. <https://doi.org/10.1016/j.jsames.2017.04.009>
- Veettil, B. K., Wang, S., Simões, J. C., & Pereira, S. F. R. (2018). Glacier monitoring in the eastern mountain ranges of Bolivia from 1975 to 2016 using Landsat and Sentinel-2 data. *Environmental Earth Sciences*, 77(12), 452. <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7640-y>
- Verbist, K., Schoolmeester, T., Hesping, M., Baker, E., Alfthan, B., & Johansen, K. (2018). *Atlas de Glaciares y Aguas Andinos*.
- Vuille, M., Francou, B., Wagnon, P., Juen, I., Kaser, G., Mark, B., & Bradley, R. (2008). Climate change and tropical Andean glaciers : Past, present and future. *Earth-Science Reviews*, 89, 79-96. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2008.04.002>

WGMS. (2025, février 6). *World glacier monitoring service*.

https://wgms.ch/about_wgms/

Xie, Z., Haritashya, U. K., Asari, V. K., Young, B. W., Bishop, M. P., & Kargel, J. S.

(2020). GlacierNet : A Deep-Learning Approach for Debris-Covered Glacier Mapping. *IEEE Access*, 8, 83495-83510.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2991187>

Yager, K., Valdivia, C., Slayback, D., Jimenez, E., Meneses, R. I., Palabral, A., Bracho,

M., Romero, D., Hubbard, A., Pacheco, P., Calle, A., Alberto, H., Yana, O.,

Ulloa, D., Zeballos, G., & Romero, A. (2019). Socio-ecological dimensions of Andean pastoral landscape change : Bridging traditional ecological knowledge and satellite image analysis in Sajama National Park, Bolivia. *Regional Environmental Change*, 19(5), 1353-1369. <https://doi.org/10.1007/s10113-019-01466-y>

Yan, S., Xu, L., Yu, G., Yang, L., Yun, W., Zhu, D., Ye, S., & Yao, X. (2021a). Glacier classification from Sentinel-2 imagery using spatial-spectral attention convolutional model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102445. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102445>

International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 102, 102445. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102445>

Yan, S., Xu, L., Yu, G., Yang, L., Yun, W., Zhu, D., Ye, S., & Yao, X. (2021b). Glacier

classification from Sentinel-2 imagery using spatial-spectral attention convolutional model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102, 102445. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102445>

Ye, Q., Wang, Y., Liu, L., Guo, L., Zhang, X., Dai, L., Zhai, L., Hu, Y., Ali, N., Ji, X.,

Ran, Y., Qiu, Y., Shi, L., Che, T., Wang, N., Li, X., & Zhu, L. (2024). Remote Sensing and Modeling of the Cryosphere in High Mountain Asia : A

Multidisciplinary Review. *Remote Sensing*, 16(10), 1709.

<https://doi.org/10.3390/rs16101709>

Yu, H., Mu, C., Sun, C., Yang, W., Yang, X., & Zuo, X. (2015). Support vector machine-based optimized decision threshold adjustment strategy for classifying imbalanced data. *Knowledge-Based Systems*, 76, 67-78.

<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2014.12.007>

Zhang, J., Jia, L., Menenti, M., & Hu, G. (2019). Glacier Facies Mapping Using a Machine-Learning Algorithm : The Parlung Zangbo Basin Case Study. *Remote Sensing*, 11(4), 452. <https://doi.org/10.3390/rs11040452>

Cartographie des glaciers tropicaux de la Cordillera Real (Bolivie) à partir d'images Sentinel-2 : approche méthodologique et analyse spatio-temporelle des superficies (2019–2025)

Anaí Ballivián

Depuis plusieurs décennies, une tendance générale à l'ablation des glaciers est observée à l'échelle globale. Afin de la quantifier, de nombreuses méthodes de délimitation des surfaces glaciaires sont utilisées, parmi lesquelles la télédétection occupe une place centrale, avec trois approches principales : classification manuelle, semi-automatique et automatique. Toutefois, les résultats restent souvent difficilement comparables.

Ce mémoire analyse la Cordillera Real (Bolivie) sur la période 2019–2025 à partir de données Sentinel-2, autour de trois objectifs : (i) évaluer et comparer différentes méthodes de délimitation glaciaire à l'aide du NDSI ; (ii) produire une série spatio-temporelle de l'étendue glaciaire minimale annuelle à 10 m de résolution et en évaluer la cohérence avec les données GLIMS, ESA CCI Land Cover et Turpo Cayo et al. (2022) ; et (iii) valider cette série à l'aide d'images Planet Scope (3–5 m) afin de quantifier l'exactitude et les incertitudes.

Les données GLIMS disponibles pour la Cordillera Real (six délimitations entre 1660 et 2016, à minimum 30 m de résolution) indiquent une tendance à la diminution des surfaces glaciaires, sans permettre de conclusions robustes. Le produit ESA CCI Land Cover (1992–2022, 300 m) considère la classe 220 (neige et glace permanentes) comme statique à partir du RGI, ce qui empêche de capturer les variations interannuelles. Une version expérimentale fondée sur GLIMS (CCI_CR) introduit une variabilité temporelle, mais reste peu variable à l'échelle de la Cordillera Real. Par ailleurs, Turpo Cayo et al. (2022), à l'aide d'une classification semi-automatique des données Landsat, estiment une perte de 62% de la surface glaciaire entre 1985 et 2020 à 30 mètres de résolution.

La méthodologie semi-automatique repose sur : (i) des prétraitements incluant la délimitation spatio-temporelle et le masquage des lacs, nuages et ombres ; (ii) des traitements basés sur le NDSI et une classification Random Forest ; et (iii) des post-traitements (remplissage des valeurs manquantes et lissage des valeurs aberrantes), validés à l'aide d'images haute résolution de Planet Scope.

Les résultats montrent que les glaciers présentent des taux de recul variables selon leur taille, les plus petits étant plus variables interannuellement, et que l'ENSO influence significativement leur dynamique. La tendance observée est cohérente avec Turpo Cayo et al. (2022). Sur 2019–2025, la Cordillera Real a perdu 17% de sa surface glaciaire ($32,8 \pm 3,4 \text{ km}^2$), indiquant un recul plus rapide que lors des décennies précédentes.