

Décapitation glaciaire et trajectoires comportementales
divergentes : segmentation U-Net multi-capteurs de 22,155
glaciers dans l'Ouest de l'Amérique du Nord (1984–2025)

par

Maxime TARKA

MÉMOIRE PAR ARTICLES PRÉSENTÉ À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE
SUPÉRIEURE COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DE LA
MAÎTRISE AVEC MÉMOIRE EN GÉNIE DE LA CONSTRUCTION M. Sc. A.

MONTREAL, LE 7 JUILLET 2026

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Maxime Tarka, 2026



Cette licence Creative Commons signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette oeuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'oeuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE:

M. Michel Baraër, directeur de mémoire
Département de génie de la construction, École de technologie supérieure

Mme. Caroline Aubry-Wake, codirectrice
Département de géographie et environnement, Université de Lethbridge

Mme. Angélique Montuwy, présidente du jury
Département de génie de l'environnement, École de technologie supérieure

Mme. Janie Masse-Dufresne, examinatrice externe
Département de génie de l'environnement, École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 26 JUIN 2026

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

AVANT-PROPOS

Ce mémoire est constitué d'un article scientifique dont l'auteur du mémoire est premier auteur.
Au moment du dépôt, le chapitre 2 a été soumis à *Nature Climate Change*.

Chapitre 2 — *Glacier decapitation reveals divergent and irreversible fates across western North America*

Soumis à *Nature Climate Change* (numéro de suivi : NCLIM-26062362-T).

Auteurs : Maxime Tarka, Michel Baraër, Caroline Aubry-Wake.

Contribution de Maxime Tarka : Conception, réalisation et rédaction de l'étude dans son ensemble.

Contribution de Michel Baraër : Supervision et révision du manuscrit.

Contribution de Caroline Aubry-Wake : Supervision et révision du manuscrit.

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à mes directeurs de recherche, **Michel Baraër** et **Caroline Aubry-Wake**, pour leur encadrement, leur disponibilité et la qualité de leurs retours tout au long de ce projet. Leur expertise glaciologique et leur rigueur scientifique ont été déterminantes dans l'orientation et l'approfondissement de ce travail.

Je tiens aussi à remercier ma famille et mes amis pour leur soutien et leurs encouragements tout au long de ce parcours. Je remercie également mes collègues pour l'aide qu'ils ont pu m'apporter ainsi que pour les échanges qui ont nourri ma vision de la recherche.

Ce mémoire s'appuie sur des données et des infrastructures mises à disposition par la communauté scientifique. Je remercie le Randolph Glacier Inventory (RGI 7.0), le World Glacier Monitoring Service (WGMS, bases FoG et AMCE) pour les données de terrain et de bilan de masse. Les données climatiques proviennent de ERA5-Land et ERA5 (ECMWF), TerraClimate, Daymet v4, MERRA-2, MAIAC (NASA), NOAA OISST, les indices de téléconnexion NOAA et MODIS MCD64A1. Les données topographiques reposent sur ArcticDEM et le Copernicus DEM GLO-30. Je remercie également Google Earth Engine pour l'accès aux archives Landsat 5/7/8/9 et Sentinel-2 et les équipes qui maintiennent ces ressources en accès libre.

Cette recherche a été financée par le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG). Un soutien additionnel a été apporté par GEOTOP et CentrEau, tous deux soutenus par le Fonds de recherche du Québec — Nature et technologies (FRQNT). Un soutien institutionnel a également été fourni par l'École de technologie supérieure et l'Université de Lethbridge.

Décapitation glaciaire et trajectoires comportementales divergentes : segmentation U-Net multi-capteurs de 22,155 glaciers dans l'Ouest de l'Amérique du Nord (1984–2025)

Maxime TARKA

RÉSUMÉ

Le destin à long terme d'un glacier dépend non seulement de sa superficie résiduelle, mais de la persistance fonctionnelle de sa zone d'accumulation. Ce mémoire présente deux contributions complémentaires qui adressent ce problème à l'échelle continentale, pour 22,155 glaciers d'Alaska et de l'Ouest de l'Amérique du Nord sur 42 ans (1984–2025).

Le **chapitre 2** (soumis à *Nature Climate Change*, numéro NCLIM-26062362-T) introduit le concept de *décapitation glaciaire* — l'absence persistante et satellite-délectable de neige de fin de saison sur toute la surface glaciaire visible — comme signature observable d'une zone d'accumulation non fonctionnelle. Quatre décennies d'observations satellitaires résolvent trois groupes de trajectoires : les glaciers *Resilient* ($n = 10,708$, 48,3 %) qui maintiennent leur zone d'accumulation et tamponnent la variabilité interannuelle ; les *Declining* ($n = 3209$, 14,5 %) en déclin structurel depuis 1984 ; et les *Tippers* ($n = 7831$, 35,3 %) qui suivaient des trajectoires résilientes avant de basculer abruptement entre 2013 et 2020. La décapitation affecte déjà 9,1 % des glaciers, s'accélère, et présente une forte asymétrie de réversibilité selon le groupe de trajectoire. Le destin glaciaire est structuré par le cadre morpho-topographique et l'exposition climatique — et non par la taille — ce qui permet d'identifier les glaciers à risque avant que la perte de neige soit directement observable.

Il s'appuie sur un pipeline de segmentation U-Net à quatre classes (Neige, Glace, Nuage, Autre), couvrant cinq capteurs (1984–2025) et validé sous split spatial strict au niveau glacier — seul protocole fiable pour un déploiement continental — atteignant mIoU = 0,705 sur le jeu de test retenu. Appliqué aux 22,155 glaciers, ce pipeline produit 786,014 observations glacier–année de F_{neige} sur 1984–2025, avec une enveloppe d'utilisation documentée. Les **annexes I à V**, rédigées en français, complètent le chapitre 2 sur des points non développés dans son format éditorial : forçages interannuels de F_{neige} par sous-groupe (CatBoost, SHAP, mémoire glaciaire vs. forçage thermique) ; validation externe complémentaire contre le bilan de masse WGMS AMCE avec sélection du candidat retenu et décomposition par groupe de trajectoire ; compléments techniques sur la Surface Glaciaire Visible, la cohorte non assignable, la reconstruction bidirectionnelle, la fragmentation spatiale et dynamique altitudinale, la trajectoire des centroïdes de retrait et deux métriques complémentaires de la SGV ($F_{\text{neige}}^{\text{SGVref}}$ et $F_{\text{SGV}}^{\text{SGVref}}$) ; et forçages climatiques régionaux, contexte des événements climatiques (1977–2025) ; et inventaire complet des sources de données exogènes et des modèles numériques d'élévation mobilisés dans le chapitre 2.

Mots-clés: décapitation glaciaire, fraction de neige, zone d'accumulation, segmentation U-Net, Landsat, Sentinel-2, Ouest de l'Amérique du Nord, trajectoires comportementales

Glacier decapitation and divergent behavioural trajectories : U-Net multi-sensor segmentation of 22,155 glaciers in western North America (1984–2025)

Maxime TARKA

ABSTRACT

The long-term fate of a glacier depends not only on its remaining area but on the functional persistence of its accumulation zone. This thesis presents two complementary contributions addressing this problem at continental scale, for 22,155 glaciers in Alaska and western North America over 42 years (1984–2025).

Chapter 2 (submitted to *Nature Climate Change*, tracking number NCLIM-26062362-T) introduces the concept of *glacier decapitation* — the persistent, satellite-detectable absence of end-of-season snow over the entire visible glacier surface — as an observable signature of a non-functional accumulation zone. Four decades of satellite observations resolve three trajectory groups : *Resilient* ($n = 10,708$, 48.3 %) glaciers that maintain their accumulation zone and buffer interannual variability ; *Declining* ($n = 3209$, 14.5 %) glaciers in structural decline since 1984 ; and *Tippers* ($n = 7831$, 35.3 %) that followed resilient trajectories before abruptly tipping between 2013 and 2020. Decapitation already affects 9.1 % of glaciers, is accelerating, and shows strong reversibility asymmetry across trajectory groups. Glacier fate is structured by morpho-topographic setting and climatic exposure — not size — enabling identification of at-risk glaciers before snow loss is directly observable.

It relies on a four-class segmentation U-Net pipeline (Snow, Ice, Cloud, Other), covering five sensors (1984–2025) and validated under strict glacier-level spatial split — the only reliable protocol for continental deployment — achieving $mIoU = 0.705$ on the held-out test set. Applied to 22,155 glaciers, this pipeline produces 786,014 glacier-year observations of F_{snow} over 1984–2025, with a documented applicability envelope. **Appendices I through V**, written in French, complement chapter 2 on points not developed within its editorial format : interannual forcing of F_{snow} by subgroup (CatBoost, SHAP, glacier memory vs. thermal forcing) ; supplementary external validation against WGMS AMCE geodetic mass balance, including candidate selection and decomposition by trajectory group ; technical complements on the Visible Glacier Surface, the unassignable cohort, bidirectional reconstruction, spatial fragmentation and altitudinal dynamics, centroid retreat trajectories, and two complementary SGV metrics ($F_{\text{snow}}^{\text{SGVref}}$ and $F_{\text{SGV}}^{\text{SGVref}}$) ; regional climate forcing and climate-event context (1977–2025) ; and a complete inventory of exogenous data sources and digital elevation models mobilised in chapter 2.

Keywords: glacier decapitation, snow fraction, accumulation zone, U-Net segmentation, Landsat, Sentinel-2, western North America, behavioural trajectories

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	5
1.1 Glaciologie de la zone d'accumulation	5
1.1.1 Structure fonctionnelle d'un glacier et firnification	5
1.1.2 Ratio d'accumulation et mesure du bilan de masse	7
1.1.3 Accélération du recul glaciaire en Alaska et dans l'Ouest de l'Amérique du Nord	8
1.2 Télédétection optique des surfaces glaciaires	10
1.2.1 Méthodes par indices spectraux et suivi de la zone d'accumulation	10
1.2.2 Apprentissage profond pour la segmentation glaciaire multi-classes	11
1.2.3 Biais de fuite par autocorrélation spatiale	11
1.3 Trajectoires glaciaires, transitions de régime et vulnérabilité	12
1.3.1 Points de bascule et irréversibilité	12
1.3.2 Forçages climatiques composés en Amérique du Nord	13
1.3.3 Analyses comportementales et taxonomies glaciaires	13
1.3.4 Prédicibilité interannuelle et mémoire glaciaire	14
1.4 Cadre de données et infrastructures	14
CHAPTER 2 GLACIER DECAPITATION REVEALS DIVERGENT AND IRREVERSIBLE FATES ACROSS WESTERN NORTH AMERICA	17
2.1 Introduction	18
2.2 A 42-year satellite record of end-of-season snow fraction	20
2.3 Glacier decapitation is widespread and accelerating	21
2.4 Three trajectories with marked different fates	22
2.5 Tippers crossed a threshold	24
2.6 Snowline altitude independently confirms the trajectory ranking	25
2.7 Glacier fate controlled by topography and climate	26
2.8 Discussion	27
2.9 Methods	30
2.9.1 Study region and glacier inventory	30
2.9.2 Satellite data acquisition and preprocessing	31
2.9.3 U-Net architecture and training	32
2.9.4 Visible Glacier Surface and F_{snow} computation	32
2.9.5 Behavioural classification	33
2.9.6 Decapitation criterion and survival analysis	33
2.9.7 Tippers temperature attribution	34
2.9.8 Structural determinants	35
2.9.9 Transient snowline proxy (TSL')	36
2.9.10 Use of generative AI	36

2.9.11	Data availability	37
2.9.12	Code availability	37
2.10	Extended Data	43
2.10.1	Extended Data Figures	43
2.10.2	Extended Data Tables	48
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		53
ANNEXE I	FORÇAGES INTERANNUELS DE F_{NEIGE} : MÉMOIRE GLACIAIRE, TEMPÉRATURE ET AÉROSOLS	55
ANNEXE II	VALIDATION EXTERNE CONTRE LE BILAN DE MASSE	61
ANNEXE III	ÉLÉMENTS TECHNIQUES COMPLÉMENTAIRES	67
ANNEXE IV	FORÇAGES CLIMATIQUES RÉGIONAUX ET CONTEXTE DES SIGNAUX OBSERVÉS (1984–2025)	79
ANNEXE V	SOURCES DE DONNÉES ET MODÈLES NUMÉRIQUES D'ÉLÉVATION	85
BIBLIOGRAPHIE		89

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Table 2.1	Trajectory group summary. Median trend slope $\tilde{\beta}$ (yr^{-1}). $\tilde{\Delta F}$: for Tippers, median post-break drop in F_{snow} ; for Resilient and Declining (no structural break), median difference in F_{snow} between the 1984–2013 and 2013–2025 periods. Decapitation rate: fraction experiencing at least one episode (1984–2025). An unassignable cohort of 407 glaciers ($\hat{\beta} > 0$, geometric artefact) is excluded from all analyses
Table 2.2	U-Net segmentation performance 48
Table 2.3	CatBoost trajectory group classifier performance 48
Table 2.4	Cox proportional-hazards regression 49
Table 2.5	Five-year block medians of TSL anomaly and above-TSL fraction by trajectory group 49
Table 2.6	Decapitation by subgroup 51
Table 2.7	Tippers temperature attribution: case-crossover results 52

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Structure fonctionnelle d'un glacier de vallée 6
Figure 1.2	Bilan de masse cumulé de glaciers de référence états-uniens 9
Figure 2.1	Glacier decapitation is widespread and accelerating 38
Figure 2.2	Three trajectory groups across North American glaciers 39
Figure 2.3	Decapitation reversibility and survival across trajectory groups 41
Figure 2.4	Morpho-topographic and climatic structure of glacier fate 42
Figure 2.5	External consistency of F_{snow} with terrain AAR and geodetic mass balance 43
Figure 2.6	Sensitivity of decapitation prevalence to threshold parameters 44
Figure 2.7	Transient snowline rise independently reproduces the trajectory hierarchy 45
Figure 2.8	Geographic distribution of the unassignable cohort 46
Figure 2.9	SHAP dependence curves for slope and eastward aspect 47

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AAR	Accumulation-Area Ratio (ratio d'accumulation)
AFT	Accelerated Failure Time (modèle de survie paramétrique)
ALE	Accumulated Local Effects
AMCE	Annual Mass Changes and Equilibrium (WGMS)
AO	Arctic Oscillation (oscillation arctique)
AOD	Aerosol Optical Depth (profondeur optique des aérosols)
BAL	Balanced Accuracy (précision équilibrée)
BIC	Bayesian Information Criterion (critère d'information bayésien)
DEM	Digital Elevation Model (modèle numérique d'élévation)
D	Declining (groupe de trajectoire)
R	Resilient (groupe de trajectoire)
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
ELA	Equilibrium Line Altitude (altitude de la ligne d'équilibre)
ENSO	El Niño – Southern Oscillation
FoG	Fluctuations of Glaciers (base WGMS)
GEE	Google Earth Engine
GMM	Gaussian Mixture Model
HPO	Hyperparameter Optimization
HR	Hazard Ratio (rapport de risque instantané)
IoU	Intersection over Union
MAIAC	Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction
MCC	Matthews Correlation Coefficient
mIoU	Mean Intersection over Union
MNE	Modèle Numérique d'Élévation
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

XX

NASA	National Aeronautics and Space Administration
NBR	Normalized Burn Ratio
NDSI	Normalized Difference Snow Index
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NDWI	Normalized Difference Water Index
NDWI _{GAO}	Variante NDWI selon Gao (1996)
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
OLI	Operational Land Imager
OR	Odds Ratio (rapport de cotes)
PCA	Principal Component Analysis (analyse en composantes principales)
PDO	Pacific Decadal Oscillation
QLR	Quandt Likelihood Ratio (test de rupture structurelle)
RGI	Randolph Glacier Inventory
RRR	Ridiculously Resilient Ridge (blocage atmosphérique persistant)
SHAP	SHapley Additive exPlanations
SGV	Surface Glaciaire Visible
SLA	Snow Line Altitude
SLC	Scan Line Corrector (correcteur de ligne de balayage, Landsat 7)
SR	Surface Reflectance (réflectance de surface)
SST	Sea Surface Temperature
T	Tippers (groupe de trajectoire)
TM	Thematic Mapper (Landsat 5)
TOA	Top of Atmosphere
TPE	Tree-structured Parzen Estimator
TSL	Transient Snow Line
TSLA	Transient Snow Line Altitude (altitude de la ligne de neige transitoire)
U-Net	Architecture de réseau de neurones convolutif (Ronneberger 2015)

VGS	Visible Glacier Surface (équivalent anglais de SGV)
WGMS	World Glacier Monitoring Service

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

F_{neige}	Fraction de neige de fin de saison sur la SGV annuelle
$F_{\text{neige}}^{\text{SGVref}}$	Fraction de neige normalisée par la SGV de référence fixe
$F_{\text{SGV}}^{\text{SGVref}}$	Taux d'occupation annuel du glacier relativement à son emprise de référence (neige+glace / SGV ref)
F_{snow}	Snow fraction (équivalent anglais de F_{neige})
TSL'	Anomalie de la ligne de neige transitoire (relative à la climatologie glacier)
VGS	Visible Glacier Surface (équivalent anglais de SGV)
mIoU	Mean Intersection over Union (métrique de segmentation)
$\hat{\beta}$	Pente de la régression OLS sur la série temporelle de F_{neige}
$\tilde{\beta}$	Pente médiane de tendance de F_{neige} (médiane des pentes OLS par glacier)
$\Delta\tilde{F}$	Variation médiane de F_{neige} entre deux périodes
θ	Seuil de décapitation ($\theta = 0,10$)
n_{min}	Nombre minimum d'années consécutives sous le seuil pour décapitation ($n_{\text{min}} = 2$)
n	Nombre de glaciers dans un groupe
g	Indice glacier
t	Indice année
w_k	Poids de classe k dans la fonction de perte pondérée
$S(t)$	Fonction de survie de Kaplan–Meier
$\hat{\tau}$	Temps projeté de décapitation (régression sur les 5 dernières années)
C	Indice de concordance de Cox (c -index)
κ	Coefficient Kappa de Cohen
ψ_j	Contribution SHAP normalisée de la variable j
r	Coefficient de corrélation de Pearson
ρ	Coefficient de corrélation de Spearman
τ	Statistique de Mann–Kendall

INTRODUCTION

Les glaciers d'Alaska et de l'Ouest de l'Amérique du Nord figurent parmi les ensembles glaciaires les plus dynamiques hors calottes polaires et leur recul est parmi les mieux documentés dans la cryosphère (Hugonnet, McNabb, Berthier *et al.*, 2021; Larsen *et al.*, 2015; Menounos *et al.*, 2025). Le cadre classique d'interprétation est bien établi : le réchauffement amplifie l'ablation, élève les lignes de neige, génère des bilans de masse négatifs croissants et réduit superficie et volume glaciaires (Zemp, Huss, Thibert *et al.*, 2019; Hugonnet *et al.*, 2021). Ces indicateurs sont indispensables pour surveiller la santé des glaciers, mais ils répondent essentiellement à la question *quelle masse reste-t-il ?*, en laissant une autre largement ouverte : *un glacier maintient-il encore une zone d'accumulation fonctionnelle capable de renouveler sa glace ?*

La capacité d'un glacier à persister dans le temps dépend de manière critique du maintien de sa zone d'accumulation. Tant que la neige saisonnière survit jusqu'à la fin de l'été, elle peut être transformée en névé puis en glace, assurant un renouvellement pluriannuel. Dès lors que cette zone disparaît persistamment sur toute la surface glaciaire visible, le glacier entre dans un état qualitativement différent : la voie de conversion neige–névé–glace est interrompue et le lien entre chutes de neige interannuelles et renouvellement de masse est rompu (Pelto, 2010; Cogley, Hock, Rasmussen *et al.*, 2011). La métrique classique pour caractériser cette zone — le ratio d'accumulation (AAR, *accumulation-area ratio*) — est conceptuellement puissante mais opérationnellement contrainte : elle nécessite de connaître l'altitude de la ligne d'équilibre, rarement mesurée directement à l'échelle d'un glacier, et ne se prête pas à une extraction cohérente sur des dizaines de milliers de glaciers sur plusieurs décennies (Hartl *et al.*, 2025). Des analyses sous-régionales ont documenté une élévation exceptionnelle des lignes de neige (Bevington & Menounos, 2025; Menounos *et al.*, 2019) et une perte effective de zone d'accumulation sur des échantillons régionaux (Pelto, 2010; Zeller, McGrath, Sass, Florentine & Downs, 2025), mais il manque une classification à l'échelle continentale qui

distingue les excursions épisodiques des défaillances structurelles persistantes de la zone d'accumulation.

Ce mémoire lève deux verrous complémentaires. Le **verrou glaciologique** est le suivant : tous les glaciers de la région suivent-ils une même trajectoire de dégradation, ou existe-t-il des groupes de trajectoires distincts de la fraction de neige de fin de saison (F_{neige}) ? La décapitation glaciaire — l'absence persistante et détectable par satellite de neige de fin de saison sur l'ensemble de la surface glaciaire visible — peut-elle formaliser un seuil fonctionnel observationnel pertinent, et sa réversibilité est-elle symétrique entre groupes ? Le **verrou méthodologique** est le suivant : produire F_{neige} de manière cohérente sur 42 ans, cinq capteurs optiques et 22,155 glaciers requiert une discrimination simultanée de quatre classes de surface (Neige, Glace, Nuage, Autre) évaluée avec un protocole qui mesure réellement la généralisation à des glaciers inconnus, et non une performance optimiste par fuite d'autocorrélation spatiale — un biais documenté mais rarement contrôlé dans la littérature de télédétection glaciaire (Kattenborn *et al.*, 2022).

Le **chapitre 2** lève le verrou méthodologique en s'appuyant sur un pipeline U-Net à quatre classes et un split spatial strict au niveau glacier — seul protocole évitant le biais de fuite spatiale documenté dans ce type de classification. Il produit 786,014 observations glacier–année de F_{neige} sur 1984–2025. Le chapitre 2 exploite ce produit pour lever le verrou glaciologique : trois groupes de trajectoires émergent — Resilient, Tippers et Declining — dont Tippers représente un basculement collectif récent d'un tiers des glaciers de l'inventaire. La décapitation glaciaire est déjà généralisée (9,1 %) et sa réversibilité est fortement asymétrique selon le groupe, ce qui implique que le même signal optique de surface nue porte un pronostic fondamentalement différent selon la trajectoire environnante.

Le chapitre 2 est rédigé en anglais car il correspond directement au manuscrit soumis à *Nature Climate Change*. Il est reformaté pour le mémoire sans style éditorial. Les **annexes I à V**, rédigées en français, le complètent sur des points non développés dans son format éditorial :

forçages climatiques, validation externe, compléments techniques sur la Surface Glaciaire Visible, événements climatiques et inventaire des données mobilisées.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Glaciologie de la zone d'accumulation

1.1.1 Structure fonctionnelle d'un glacier et firnification

Un glacier de montagne repose sur un équilibre fondamental entre deux zones fonctionnellement opposées (Figure 1.1 ; Cogley *et al.* 2011). La **zone d'accumulation**, localisée en altitude, reçoit des précipitations neigeuses hivernales qui excèdent la fonte estivale : la neige s'y densifie progressivement en névé puis en glace glaciaire par un processus de métamorphisme lent appelé *firnification* (Herron & Langway, 1980). Ce renouvellement continu de la masse est la condition sine qua non de la pérennité d'un glacier. La **zone d'ablation**, à plus basse altitude, expose de la glace nue dont la fonte estivale excède les apports neigeaux ; c'est là que se forme la langue glaciaire qui achemine la masse vers la terminaison du glacier.

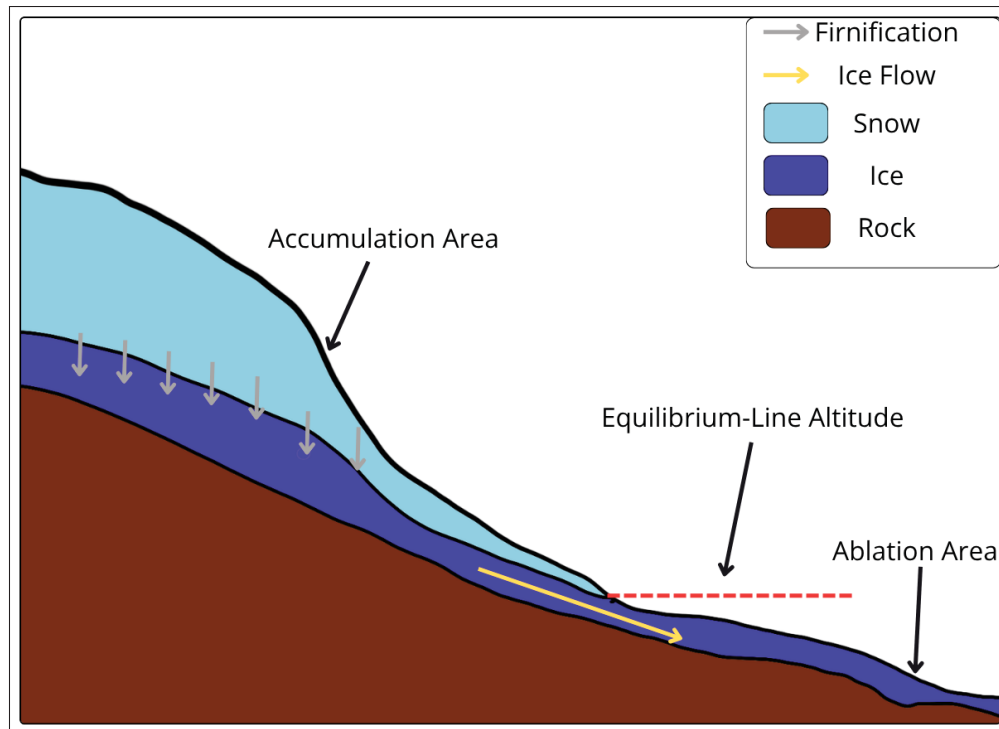


Figure 1.1 Structure fonctionnelle d'un glacier de vallée, en coupe longitudinale. La zone d'accumulation (en haut) est recouverte de neige qui se densifie progressivement en glace par firnification (flèches grises); la glace ainsi formée s'écoule vers l'aval (flèche jaune, *Ice Flow*) et alimente la zone d'ablation, où la glace est exposée en surface. La ligne d'équilibre (*Equilibrium-Line Altitude*, ELA, pointillés rouges) marque la frontière entre ces deux zones. Reproduite et adaptée avec l'autorisation de Baraer, M. (2017), École de technologie supérieure

La frontière entre ces deux zones est l'altitude de la ligne d'équilibre (*Equilibrium Line Altitude*, ELA), qui sépare les bilans positif et négatif. En fin de saison d'ablation, la ligne de neige transitoire (*Transient Snow Line*, TSL), observable par satellite, coïncide approximativement avec cette frontière. L'ELA constitue l'indicateur glaciologique le plus sensible au forçage climatique (Cogley *et al.*, 2011).

Lorsque l'ELA dépasse l'altitude maximale d'un glacier, la zone d'accumulation disparaît entièrement : le glacier entre dans un régime structurellement déficitaire sans possibilité de compensation interne par firnification. Pelto (2010) documente ce phénomène empiriquement

sur les glaciers tempérés des Cascade Mountains : les glaciers ayant maintenu un AAR proche de zéro sur plusieurs années consécutives n'ont ensuite pas retrouvé leur équilibre. Ce constat fonde l'hypothèse d'irréversibilité pratique à l'échelle humaine qui est au cœur du Chapitre 2 de ce mémoire.

1.1.2 Ratio d'accumulation et mesure du bilan de masse

Le ratio d'accumulation (*Accumulation-Area Ratio*, AAR) — fraction de la surface glaciaire en zone d'accumulation en fin de saison — est la métrique opérationnelle classique de l'état fonctionnel d'un glacier. Un AAR supérieur à $\sim 0,5$ – $0,6$ est généralement associé à un bilan de masse proche de l'équilibre pour les glaciers de montagne tempérés (Cogley *et al.*, 2011); cette valeur est indicative et varie selon le régime climatique local (Benn & Evans, 2014).

L'AAR est cependant difficile à estimer de manière cohérente à grande échelle : il requiert soit une mesure directe de l'ELA sur le terrain, disponible pour moins de 400 glaciers instrumentés dans le monde (Zemp *et al.*, 2019), soit une inférence par modélisation du bilan de masse, dont les incertitudes sont importantes aux échelles sous-régionales (Huss & Hock, 2018; Radić & Hock, 2011). Cette limitation justifie le développement de proxys satellitaires de l'AAR, dont la fraction de neige F_{neige} développée dans ce mémoire.

La mesure directe du bilan de masse repose sur des réseaux de balises et de sondages stratigraphiques (Zemp *et al.*, 2019). Le bilan de masse géodésique, dérivé de la différence de modèles numériques de terrain multi-datés, constitue une alternative à plus grande échelle. Hugonnet *et al.* (2021) produisent la première estimation globale du bilan de masse géodésique à l'échelle de chaque glacier sur 2000–2019 par altimétrie satellite : ils documentent une accélération mondiale de $-267 \pm 16 \text{ Gt an}^{-1}$, avec un taux de changement de masse annuel et un taux de changement d'élévation moyen calculés pour chacune des 19 régions RGI, l'Alaska figurant parmi les contributions régionales les plus importantes. Ces mesures constituent la référence externe de validation de la fraction de neige dans ce mémoire (Annexe II).

1.1.3 Accélération du recul glaciaire en Alaska et dans l'Ouest de l'Amérique du Nord

L'Alaska concentre environ 12 % de la superficie glaciaire mondiale hors calottes polaires (RGI Consortium, 2023). La contribution de la région au niveau des mers est parmi les mieux quantifiées : Berthier, Schiefer, Clarke, Menounos & Rémy (2010) estiment $0,12 \pm 0,02 \text{ mm an}^{-1}$ sur 1962–2006, et Larsen *et al.* (2015) quantifie $75 \pm 11 \text{ Gt an}^{-1}$ sur 1994–2013. La Figure 1.2 illustre cette évolution sur quatre glaciers de référence états-uniens suivis depuis 1952–1965 : après des bilans proches de l'équilibre dans les décennies 1950–1970, l'ensemble des courbes s'infléchit nettement à partir de la fin des années 1970, avec des pertes cumulées atteignant –30 à –45 m w.e. pour les glaciers les plus déficitaires (Gulkana, South Cascade, Lemon Creek), seul Wolverine conservant un bilan proche de l'équilibre jusqu'à dans les années 1990 avant de basculer à son tour.

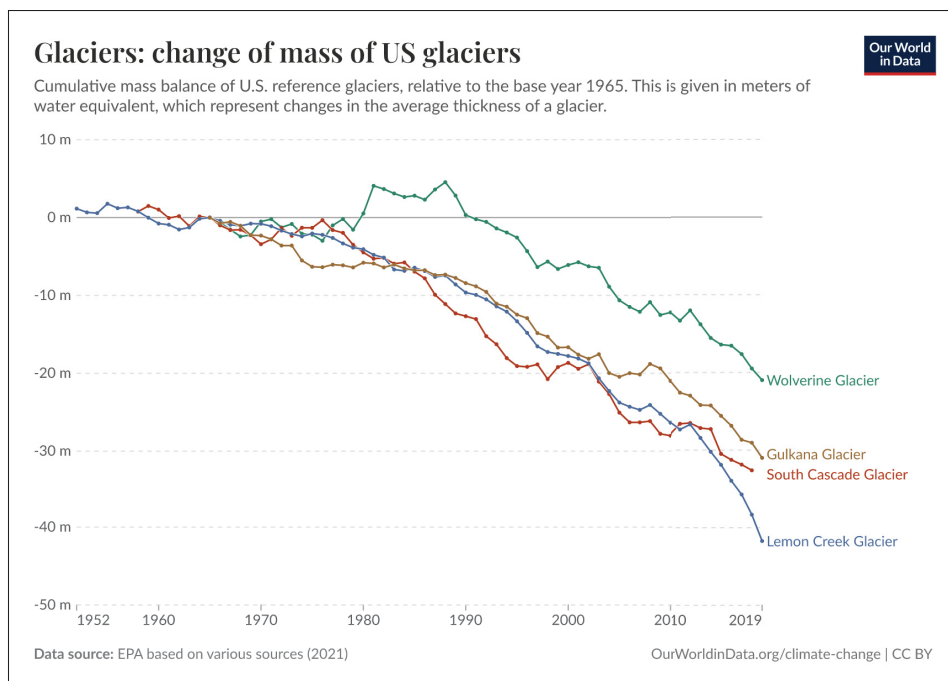


Figure 1.2 Bilan de masse cumulé (m w.e.) de quatre glaciers de référence états-unis : South Cascade (Washington), Wolverine, Gulkana et Lemon Creek (Alaska), relatif à l'année de référence 1965.

Le basculement vers des pertes cumulées accélérées à partir des années 1970–1980 est commun à l'ensemble des sites malgré leur diversité climatique, avec des pertes cumulées atteignant –30 à –45 m w.e. pour les glaciers les plus déficitaires. *Source* : EPA, d'après diverses sources (2021), avec traitement mineur par *Our World in Data*, <https://ourworldindata.org/grapher/mass-us-glaciers>. CC BY

L'élévation des lignes de neige constitue l'un des signaux les plus précoces de cette évolution. Bevington & Menounos (2025) documentent, à partir d'archives Landsat couvrant la période 1984–2024, une remontée exceptionnelle et généralisée de l'altitude moyenne de la ligne de neige transitoire (MaTSL) dans l'Ouest de l'Amérique du Nord : les anomalies régionales de MaTSL sont positives sur l'ensemble du domaine, avec une accélération marquée depuis le début des années 2000 et une cohérence spatiale avec les anomalies de température estivale moyenne. Zeller *et al.* (2025) estiment que plus de mille glaciers en Alaska n'ont effectivement plus de zone d'accumulation résiduelle. Menounos *et al.* (2019) mettent en évidence l'hétérogénéité spatiale du signal dans l'Ouest du Canada, et Hartl *et al.* (2025) confirment la perte effective

de zone d'accumulation sur des échantillons régionaux. Ces constats soulèvent une question que les indicateurs de masse ou de superficie ne permettent pas de trancher : tous les glaciers convergent-ils vers un même état de dégradation, ou existe-t-il des trajectoires structurellement distinctes ?

1.2 Télédétection optique des surfaces glaciaires

1.2.1 Méthodes par indices spectraux et suivi de la zone d'accumulation

La cartographie automatique des glaciers depuis l'espace repose historiquement sur les propriétés spectrales distinctives de la neige et de la glace dans le domaine visible et l'infrarouge à ondes courtes (SWIR). Paul *et al.* (2002) ont popularisé l'usage de l'indice NDSI (*Normalized Difference Snow Index*), défini comme le rapport normalisé entre les bandes verte et SWIR1, pour séparer automatiquement les surfaces enneigées des roches et de la végétation. Cet indice est quasi indépendant de la correction atmosphérique absolue en réflectance TOA, propriété exploitée dans les grands inventaires automatisés (Bolch, Menounos & Wheate, 2010).

Le suivi de la zone d'accumulation par télédétection optique a été formalisé par Rabatel, Dedieu & Vincent (2005) : la position de la ligne de neige transitoire (TSLA), l'albédo minimum estival MODIS et le NDSI convergent vers des corrélations avec la mesure directe de bilan de masse atteignant $r^2 \approx 0,8-0,9$ sur des glaciers instrumentés. Davaze *et al.* (2018) montrent que l'albédo minimum estival dérivé de MODIS corrèle fortement ($r^2 \approx 0,7-0,8$) avec le bilan de masse annuel sur 30 glaciers alpins. Ces approches présentent cependant des limitations structurelles à grande échelle : résolution spatiale insuffisante pour les petits glaciers, discrimination binaire inadaptée au calcul de fraction de neige, et incohérence inter-capteurs sur les archives pluridécennales — ces trois limites sont précisément celles que le pipeline de segmentation du chapitre 2 est conçu pour lever.

Les glaciers couverts de débris supraglaciaires constituent un cas particulier : à 30 m de résolution, les débris épais masquent spectralement la glace sous-jacente et sont confondus avec

la roche environnante, biaisant les estimations de superficie et d'AAR (Cogley *et al.*, 2011). Cette limitation, inhérente à toute approche optique à cette résolution, est documentée empiriquement dans le chapitre 2 comme l'un des modes d'erreur résiduels du U-Net (confusion Glace → Autre sur la glace dégradée et couverte de débris) et discutée comme condition de transférabilité du pipeline vers les régions à fort couvert détritique (Alpes, Himalaya).

1.2.2 Apprentissage profond pour la segmentation glaciaire multi-classes

L'adoption des réseaux de neurones convolutifs pour la cartographie glaciaire s'est accélérée depuis 2020. L'architecture U-Net (Ronneberger, Fischer & Brox, 2015), encodeur-décodeur avec connexions de saut (*skip connections*), est devenue la référence de facto pour la segmentation sémantique pixel à pixel en télédétection de la cryosphère. Parmi les travaux récents : Chu *et al.* (2022) atteignent mIoU = 0,982 pour la cartographie binaire de l'extension glaciaire sur le Plateau Tibétain ; Maslov, Persello, Schellenberger & Stein (2025) proposent un pipeline de cartographie binaire globale (IoU > 0,85) ; Diaconu, Zekollari & Bamber (2025) développent une approche d'ensemble pour les Alpes européennes avec validation géographique croisée (IoU = 82,8 %).

Ces travaux partagent une limitation commune : ils produisent des classifications binaires (glacier / non-glacier) et ne résolvent pas la discrimination simultanée des classes de surface intra-glaciaire — Neige, Glace, Nuage et Autre — nécessaire au calcul de F_{neige} . Bevington & Menounos (2025) et Zeller *et al.* (2025) proposent des classifications multi-classes pour la ligne de neige et l'ELA respectivement, mais limitées à un ou deux capteurs et à des domaines restreints. Le chapitre 2 de ce mémoire contribue en proposant un U-Net à quatre classes entraîné simultanément sur cinq capteurs couvrant 42 ans d'archives.

1.2.3 Biais de fuite par autocorrélation spatiale

Un biais méthodologique rarement contrôlé dans la littérature de télédétection glaciaire est la fuite d'information par autocorrélation spatiale (Kattenborn *et al.*, 2022) : lorsque les scènes

d’entraînement et de validation proviennent des mêmes glaciers, le modèle peut mémoriser l’apparence spectrale site-spécifique plutôt qu’apprendre des caractéristiques transférables, ce qui gonfle artificiellement les métriques de validation. Kattenborn *et al.* (2022) quantifient ce biais à 5–20 points de mIoU en télédétection de la végétation ; la majorité des études de cartographie glaciaire par apprentissage profond citées ci-dessus (§2.2) utilisent des splits par scène ou par pixel sans contrôler ce facteur. Le chapitre 2 quantifie ce biais pour la première fois dans ce contexte sur un corpus multi-capteurs : +0,015 mIoU et 35,9 % des glaciers présents dans plusieurs partitions sous split par scène — la première mesure directe de ce mécanisme pour la cartographie glaciaire.

1.3 Trajectoires glaciaires, transitions de régime et vulnérabilité

1.3.1 Points de bascule et irréversibilité

La théorie des points de bascule climatiques (Lenton *et al.*, 2008) prédit qu’un système soumis à un forçage croissant peut subir une perte progressive et silencieuse de résilience, suivie d’un basculement abrupt vers un état alternatif, avec une asymétrie de réversibilité : revenir à l’état initial requiert un forçage inverse généralement plus intense. Appliqué aux glaciers, ce cadre implique qu’une zone d’accumulation peut se maintenir pendant des décennies de réchauffement modéré avant de céder abruptement lorsque des seuils internes spécifiques sont franchis. La rétroaction albédo-température — moins de neige entraîne une surface plus sombre, donc une absorption accrue et une fonte plus intense — constitue le mécanisme d’amplification local principal.

Boers & Rypdal (2022) montrent que des indicateurs d’alerte précoce (hausse de la variance, hausse de l’autocorrélation) précèdent empiriquement les basculements dans plusieurs systèmes climatiques. Schuster, Maussion, Rounce *et al.* (2025) établissent que même sous un scénario de dépassement puis retour à 1,5 °C de réchauffement, une fraction substantielle des glaciers de montagne a déjà franchi un seuil irréversible à l’échelle de plusieurs siècles. Ces

résultats contextualisent la notion de décapitation développée dans ce mémoire comme une opérationnalisation satellitaire du franchissement d'un seuil qualitatif de la zone d'accumulation.

1.3.2 Forçages climatiques composés en Amérique du Nord

La période 2013–présent correspond, sur le Pacifique Nord-Est, à une succession de forçages climatiques majeurs sans précédent dans l'archive instrumentale : une crête de blocage atmosphérique persistante (Swain *et al.*, 2014), une vague de chaleur marine prolongée (Bond, Cronin, Freeland & Mantua, 2015) et un fort épisode El Niño se chevauchent sans intervalle de récupération entre eux. Zscheischler *et al.* (2020) soulignent le rôle de tels événements climatiques extrêmes composés dans le déclenchement de transitions abruptes dans la cryosphère — un cadre directement pertinent pour interpréter le basculement du groupe Tippers identifié au Chapitre 2 et l'accélération de la décapitation glaciaire sur cette même fenêtre. La chronologie détaillée de cette séquence (dates, amplitudes, sources) et sa mise en cohérence avec les trajectoires observées sont développées à l'Annexe IV : voir “Cohérence entre le basculement des Tippers et l'accumulation de forçages (2013–2020)”.

1.3.3 Analyses comportementales et taxonomies glaciaires

La caractérisation de trajectoires comportementales différenciées au sein d'une même population de glaciers est un problème peu exploré dans la littérature. Hugonnet *et al.* (2021) caractérisent des tendances moyennes régionales sans distinguer de régimes comportementaux individuels. La notion de glacier à zone d'accumulation fonctionnellement disparue a été introduite empiriquement par Pelto (2010), et Mernild *et al.* (2013) valident la cohérence entre TSL, ELA et AAR sur des glaciers arctiques, mais à l'échelle de petits échantillons instrumentés.

La détection de ruptures structurelles dans des séries temporelles est un problème statistique central pour identifier des changements de régime. Le test Quandt Likelihood Ratio (QLR) (Andrews, 1993), extension du test de Chow, permet de détecter une rupture unique sur une fenêtre temporelle admissible en maximisant la statistique de Fisher sur les points candidats.

Appliqué à des séries F_{neige} multi-capteurs, ce test distingue efficacement les glaciers à rupture de régime des glaciers en déclin monotone ou stable. La classification non supervisée par mélange gaussien (GMM, Dempster, Laird & Rubin 1977) offre ensuite un cadre probabiliste adapté à l'identification de sous-populations comportementales : contrairement au k -means, le GMM permet des clusters de formes ellipsoïdales arbitraires et fournit des probabilités d'appartenance, facilitant l'identification des glaciers à comportement ambigu en frontière de groupe. À ce jour, aucune étude n'a proposé de taxonomie comportementale systématique sur l'ensemble des glaciers d'Alaska et de l'Ouest du Canada sur plusieurs décennies : c'est le vide que remplit le Chapitre 2.

1.3.4 Prédicibilité interannuelle et mémoire glaciaire

La prédictibilité de l'état de la zone d'accumulation à l'échelle interannuelle repose sur deux mécanismes concurrents. Premièrement, l'inertie du stock de névé pluriannuel confère une *mémoire glaciaire* mesurable : la couverture neigeuse de l'année précédente est corrélée avec celle de l'année en cours, car un stock de névé résiduel favorise la conservation de la neige saisonnière nouvelle. Ce mécanisme est documenté à différentes échelles spatiales (Marshall, 2021). Deuxièmement, la réponse directe aux anomalies thermiques estivales constitue un second mécanisme plausible, potentiellement plus marqué pour les glaciers à faible inertie ou en régime de déclin avancé ; l'analyse comportementale du Chapitre 2 vise précisément à quantifier le poids relatif de ces deux mécanismes par groupe de trajectoire ; les détails méthodologiques sont présentés dans la sous-section “Determinants structuraux” du Chapitre 2.

1.4 Cadre de données et infrastructures

L'inventaire glaciaire de référence pour ce travail est le Randolph Glacier Inventory version 7.0 (RGI 7.0 ; RGI Consortium 2023). Son cadre initial, établi par Pfeffer, Arendt, Bliss *et al.* (2014) à partir de la base GLIMS (*Global Land Ice Measurements from Space*), fournit les polygones de référence pour 46 047 glaciers des régions 01 (Alaska) et 02 (Canada occidental et États-Unis). Les données d'imagerie satellitaire sont accédées via Google Earth Engine (Gorelick *et al.*,

2017), qui donne accès aux archives Collection 2 TOA de Landsat 5/7/8/9 et Level-1C de Sentinel-2 MSI depuis 1984. La validation externe s'appuie sur les bases de données du World Glacier Monitoring Service (WGMS) : les mesures d'AAR de terrain issues de la base FoG (*Fluctuations of Glaciers*) pour 52 glaciers instrumentés du domaine d'étude, et les bilans de masse géodésiques annuels de la base AMCE (*Annual Mass Changes and Equilibrium*).

Les modèles numériques d'élévation mobilisés sont ArcticDEM (Porter, Howat, Noh *et al.*, 2023) et le Copernicus DEM GLO-30 (Copernicus Data Space Ecosystem, n.d.), utilisé en repli. L'inventaire complet des sources de données exogènes (modèles numériques d'élévation et bases de données climatiques) est présenté à l'Annexe V.

CHAPTER 2

GLACIER DECAPITATION REVEALS DIVERGENT AND IRREVERSIBLE FATES ACROSS WESTERN NORTH AMERICA

Maxime Tarka¹ , Michel Baraër¹ , Caroline Aubry-Wake²

¹ Département de génie de la construction, École de technologie supérieure (ÉTS), Montréal,
Québec, Canada

² Department of Geography and Environment, University of Lethbridge, Lethbridge, Alberta,
Canada

Article soumis à *Nature Climate Change* en juin 2026.

Glacier retreat is widely described as a gradual response to climatic warming, yet considerable variability exists in how individual glaciers respond, indicating that retreat pathways remain poorly understood. A glacier's long-term fate depends not only on its remaining area but on whether its accumulation zone remain functional. This functional state can be detected at continental scale from the persistent absence of end-of-season snow, a threshold here termed *glacier decapitation*. Four decades of Landsat and Sentinel-2 observations, combined with deep-learning glacier surface segmentation and interpretable trajectory classification across 22,155 glaciers (48.1% of the regional RGI 7.0 inventory) in Alaska and western North America, resolve three trajectory groups: *Resilient* glaciers which maintain functional accumulation zones and buffer interannual variability, *Declining* glaciers, which have undergone structural decline since 1984; and *Tippers*, which initially followed resilient trajectories but then abruptly lost their accumulation zones between 2013 and 2020, shifting onto a fast-decline pathway. Decapitation is already widespread, affecting 9.1% of glaciers, is accelerating, and shows strong asymmetry in reversibility. Glacier fate is structured by topographic setting and climatic exposure, rather than size or geographic location, making glaciers at risk of abrupt functional failure identifiable before snow loss is directly observed.

2.1 Introduction

Glacier mass loss across Alaska and the rest of western North America is among the most thoroughly documented in the cryosphere (Hugonnet *et al.*, 2021; Larsen *et al.*, 2015; Menounos *et al.*, 2025). The classical framework is well-established: rising temperatures enhance ablation, raise snowlines, drive increasingly negative mass balances, and reduce glacier area and volume (Zemp *et al.*, 2019; Hugonnet *et al.*, 2021). These metrics are essential to monitor glacier health, but they primarily answer one question, *how much ice remains*, while leaving another largely unresolved: *whether a glacier still sustains a functional accumulation zone capable of renewing ice*.

A glacier's capacity to persist through time depends critically on whether its accumulation zone remains functional. Glacier survival cannot be inferred from area or volume alone: it requires assessing whether the upper glacier still retains end-of-summer snow that can be transformed into firn and, ultimately, replenish ice, or whether this zone is instead thinning, fragmenting and disappearing (Pelto, 2010). A glacier consistently retaining seasonal snow through end-of-summer can buffer interannual climatic variability and sustain mass renewal over decades. A glacier whose accumulation zone has crossed a functional threshold no longer maintains the snow-to-firn pathway required for long-term persistence. The scale of this problem is already apparent: over 1,000 glaciers in Alaska have been identified as having effectively no remaining accumulation area (Zeller *et al.*, 2025). Yet existing continental-scale assessments generally emphasise mass, area, runoff or sea-level contribution, rather than directly classifying the functional state of accumulation zones (Cogley *et al.*, 2011; Huss & Hock, 2018; Radić & Hock, 2011; Schuster *et al.*, 2025).

The accumulation-area ratio (AAR) provides the canonical link between glacier geometry and annual mass balance, and remains the conceptual reference for quantifying accumulation-zone persistence. Applying AAR consistently at continental scale is, however, operationally constrained: the accumulation–ablation boundary is spatially heterogeneous and temporally dynamic, its delineation becomes ambiguous for glaciers with complex topography, multiple

basins, or tributary flow, and robust AAR estimation requires field stakes, firn-zone delineation, or mass-balance modelling — resources unavailable for tens of thousands of glaciers across a multi-decadal archive (Hartl *et al.*, 2025). End-of-season fractional snow cover (F_{snow}) is therefore used here to operationalise the AAR concept at scale: it is directly retrievable from optical imagery without field data, firn-zone delineation, or glacier-specific equilibrium-line estimation, while retaining the underlying glaciological rationale that end-of-season snow persistence governs accumulation-zone viability. Attempts to approximate snowline position from individual optical acquisitions face an additional confound: transient surface signals, including fresh snowfall, wind redistribution, and topographic shading, can corrupt the end-of-season snow signal in any single scene, making single-date retrievals unreliable at the individual glacier level (Rastner *et al.*, 2019). Existing sub-regional analyses have documented exceptional snowline rise across Alaska and western Canada (Bevington & Menounos, 2025; Menounos *et al.*, 2019), and accumulation-area loss on individual or regional samples (Pelto, 2010; Zeller *et al.*, 2025), but none has applied a unified behavioural classification across the full continental inventory to distinguish transient snowline excursions from structural accumulation-zone failure. A metric that quantifies end-of-season snow persistence across the ablation season, rather than from any single acquisition, and without ELA estimation, is therefore better suited to the scale of this study.

The concept of *glacier decapitation* is introduced here to describe the state in which a glacier's visible surface persistently lacks end-of-season snow, the satellite-detectable signature of a non-functional or effectively absent accumulation zone. To detect this state at continental scale, the end-of-season snow fraction (F_{snow}) is defined as the proportion of the cloud-free visible glacier surface retaining seasonal snow at the end of the ablation season. F_{snow} can be measured directly from optical imagery without field data, firn-zone delineation, or glacier-specific equilibrium-line estimation. It is therefore a scalable metric for monitoring across 42 years and 22,155 glaciers.

A glacier is considered decapitated when F_{snow} falls below a threshold $\theta = 0.10$, corresponding to near-total absence of end-of-season snow, persisting over at least two consecutive observed

years ($n_{\min} = 2$); the F_{snow} distribution is strongly bimodal with very few observations in the 0.05–0.15 range, making the exact threshold choice largely inconsequential in practice (see Methods).

F_{snow} is derived from a 42-year multi-sensor Landsat and Sentinel-2 archive using a deep-learning U-Net segmentation model trained specifically for this application, with four surface classes (snow, ice, cloud and other) at 30 m resolution, with strict glacier-level cross-validation to ensure robust deployment across unseen glaciers at continental scale. Firn is grouped with bare ice because it indicates glacier surface no longer covered by end-of-season snow.

Three questions motivate this work: (i) Does glacier decapitation emerge as a structured, widespread, and accelerating phenomenon? (ii) Is it reversible, and does reversibility differ among glacier trajectory groups? (iii) Which static morpho-topographic and climatic properties govern which glaciers are most at risk, even before decapitation is ever directly observed? These questions are addressed using an innovative, robust clustering algorithm applied across western North America.

2.2 A 42-year satellite record of end-of-season snow fraction

End-of-season snow cover was reconstructed from Landsat 5/7/8/9 and Sentinel-2 imagery (1984–2025) using a four-class U-Net (Ronneberger *et al.*, 2015) that segments Snow, Ice, Cloud, and Other at 30 m resolution. The analysis covers 22,155 glaciers, representing 48.1% of the 46,047 RGI 7.0 polygons in regions 01 and 02; excluded polygons are primarily glacierets below the 0.05 km² area threshold or geometrically overlapping units for which unambiguous pixel assignment is not possible (Fig. 2.2a–c; see Methods; Extended Data Fig. 4). Deep-learning segmentation for glacier mapping has typically been evaluated using scene-level splits, which allow imagery from the same glacier to appear in both training and held-out partitions, a form of spatial autocorrelation leakage (Kattenborn *et al.*, 2022) that inflates apparent performance. Under a strict glacier-level split, in which all scenes from a given glacier are assigned exclusively to one partition, the model reaches mIoU = 0.705 on the held-out test set and 0.762 (± 0.005)

on the validation set across five independent seeds. A separately re-optimised scene-level split yields 0.777 (± 0.004) but is spatially optimistic (Extended Data Table 1); the gap quantifies leakage optimism and represents the more meaningful benchmark for deployment across unseen glaciers.

From each annual segmentation map, end-of-season snow fraction is computed as:

$$F_{\text{snow}}(g, t) = \frac{S_{\text{snow}}}{S_{\text{snow}} + S_{\text{ice}}} \quad (2.1)$$

where S_{snow} counts cloud-free pixels retaining seasonal snow at end-of-ablation-season and S_{ice} counts cloud-free pixels where bare ice or firn is exposed. Cloud pixels are excluded; both sums are restricted to the Visible Glacier Surface (VGS), defined per glacier as the connected Snow+Ice mask from the earliest clean reference year (see Methods).

External consistency is supported by two independent benchmarks (Extended Data Fig. 1). Against accumulation-area ratio from the World Glacier Monitoring Service (WGMS FoG (World Glacier Monitoring Service, 2023); $n = 632$ glacier-year pairs), F_{snow} yields $r = 0.599$ — a moderate but expected agreement given the methodological differences detailed above; a higher correlation is neither expected nor meaningful. Against geodetic mass balance, per-glacier agreement increases with glacier size, and the behavioural signal is preserved across glacier size classes, indicating that the classification is not a resolution artefact.

Having established the reliability of F_{snow} as a continental-scale metric, the overall prevalence and acceleration of glacier decapitation is characterised before examining whether distinct behavioural trajectories structure this response.

2.3 Glacier decapitation is widespread and accelerating

Of the 21,748 glaciers in the study inventory, 1979 (9.1%) have experienced at least one decapitation episode (1984–2025), collectively covering 729 km², representing 6.4% of the 11,326 km² total inventoried glacier area (Extended Data Table 5; Fig. 2.1a). Glaciers are flagged

as being on a near-decapitation trajectory when their current F_{snow} decline rate, estimated from the most recent five observed years, projects crossing of $\theta = 0.10$ within ten years (see Methods for full criteria). A further 5936 glaciers (27.3%) are projected to cross this threshold within ten years based on recent F_{snow} decline rates (see Methods), so that more than **one in three glaciers has either already crossed or is rapidly approaching the decapitation threshold.**

Annual decapitation rates have accelerated markedly since 2013, with the number of newly decapitated glaciers still increasing at the end of the record (Fig. 2.1a; Mann–Kendall $\tau = 0.432$, $p < 0.001$); more than half of all entries occurred in the last five years of the 42-year record, and the peak year reached 520 new decapitation events in 2023 alone. This record peak coincides with a cascade of regional climate extremes: the June 2021 heat dome and omega-blocking event, back-to-back marine heatwaves in the Gulf of Alaska, and the 2022–2023 El Niño, consistent with mounting evidence that compound climate extremes rather than gradual warming alone are driving abrupt cryosphere transitions (Zscheischler *et al.*, 2020; Swain, Singh, Touma & Diffenbaugh, 2020). Notably, the acceleration in new decapitation events does not follow a smooth trajectory but proceeds in discrete pulses: periods of near-stable annual counts are punctuated by abrupt step increases that broadly coincide with documented regional compound climate anomalies, consistent with extreme events acting as synchronising triggers that push large numbers of glaciers across the decapitation threshold within a single season.

2.4 Three trajectories with marked different fates

Three trajectories emerge from the F_{snow} time series of 22,155 glaciers via Quandt Likelihood Ratio (QLR) structural break detection and Gaussian Mixture Model (GMM) clustering (Fig. 2.2, Table 2.1; Methods). Each trajectory is further subdivided into three subgroups based on within-trajectory F_{snow} descriptors. A small cohort of 407 glaciers (1.8% of the 22,170-glacier corpus) showing an apparent positive F_{snow} trend, most plausibly reflecting VGS geometry artefacts, is excluded from the trajectory taxonomy and mapped separately in Extended Data Fig. 4.

Resilient ($n = 10,708$; 48.3%) No structural break is detected; trend slopes remain close to zero. Lagged F_{snow} dominates interannual variability in SHAP attribution (10–15% of explained variance), indicating strong year-to-year persistence in seasonal snow cover. This memory effect signals a reliably replenished snow layer, consistent with an intact accumulation zone buffering glacier response to climatic variability.

Tippers ($n = 7831$; 35.3%) A structural break in F_{snow} trajectories is detected between 2013 and 2020. Before the transition, Tippers maintained $F_{\text{snow}} > 0.75$, comparable to Resilient. Following the break, trajectories diverge sharply downward, converging toward the monotonic decline pattern of Declining, suggesting that the post-break state represents a transition toward the same structurally degraded accumulation-zone condition. That more than one third of glaciers across a $\sim 3,500$ -km region reorganised within a single decade is difficult to reconcile with independent stochastic forcing; instead, the temporal clustering points to a regionally coherent reorganisation expressed through glacier-specific state transitions during a period of sustained regional warming.

Declining ($n = 3209$; 14.5%) No structural break is detected, but these glaciers exhibit a persistent monotonic decline since 1984 ($\tilde{\beta} = -0.009 \text{ yr}^{-1}$, corresponding to a cumulative median loss of approximately 0.38 F_{snow} units over 42 years). Unlike Resilient, interannual variability in Declining is primarily explained by summer temperature rather than lagged snow persistence in SHAP attribution: seasonal snow survival no longer behaves as a self-reinforcing process but instead responds directly to ablation-season warmth, consistent with the progressive structural loss of accumulation capacity that has been underway since the beginning of the record.

The spread in Kaplan-Meier survival curves (log-rank $p < 0.001$; Fig. 2.3a), ranging from near 1.000 for the most buffered subgroups to 0.459 for the most exposed across glaciers subject to the same regional warming trend, confirms that glacier fate is structured but not uniform.

Table 2.1 **Trajectory group summary.** Median trend slope $\tilde{\beta}$ (yr^{-1}). $\tilde{\Delta F}$: for Tippers, median post-break drop in F_{snow} ; for Resilient and Declining (no structural break), median difference in F_{snow} between the 1984–2013 and 2013–2025 periods. Decapitation rate: fraction experiencing at least one episode (1984–2025). An unassignable cohort of 407 glaciers ($\hat{\beta} > 0$, geometric artefact) is excluded from all analyses

Group	n	$\tilde{\beta}$	$\tilde{\Delta F}$	Decap. (%)
Resilient	10,708	0.000	−0.001	5.2
Tippers	7831	−0.005	−0.091	10.0
Declining	3209	−0.009	−0.175	19.8

Decapitation is not equally reversible across the inventory (Fig. 2.3b, c). Among decapitated Resilient, 54.9% exit: these are opportunistic episodes in which a single extreme summer ablates all seasonal snow, but intact accumulation capacity is restored in subsequent winters. Among Tippers, 66.1% remain persistently decapitated (30.0% exit; 4.0% oscillate): end-of-season snow cover tends to remain suppressed even during temporarily cooler years following the collective regime shift, indicating a genuinely different glacier state. Among Declining, apparent exits (30.6%) are transient: glaciers spending decades near chronically low F_{snow} values can be briefly lifted above the exit threshold by a single favourable summer without any structural recovery of accumulation capacity. The same optical signal, a bare-ice surface at end-of-season, therefore carries a fundamentally different prognosis depending on which trajectory surrounds it.

The three groups span the entire region without geographic predetermination (Fig. 2.2a-c): Resilient, Tippers, and Declining coexist along both coastal and interior ranges, confirming that trajectory is anchored in morpho-topographic and climatic configuration rather than geographic location.

2.5 Tippers crossed a threshold

A central question is why more than 7,800 glaciers, previously indistinguishable from Resilient, reorganised collectively within less than a decade. Case-crossover analyses using glacier-specific summer temperatures confirm that break years were significantly warmer than non-break years within the same glacier (mean anomaly 0.66 °C to 0.75 °C; $p < 10^{-140}$ at all lags; Extended Data

Table 6, Panel A). However, glaciers undergoing transition in a given year were *not detectably warmer* than Tippers still at risk in that same year (non-significant same-year contrast at lag 1; Extended Data Table 6, Panel B).

Together, these results indicate that the Tippers regime shift was not triggered by a single synchronous climatic pulse, but by prolonged regional warming that progressively eroded accumulation-zone resilience until glacier-specific anomalously warm years pushed individual glaciers across their own thresholds. This interpretation is consistent with the pre-break stability of Tippers, whose F_{snow} values were comparable to Resilient until 2013–2014. The onset window of this structural break (2013–2020) broadly coincides with a compound forcing episode over the northeast Pacific: the co-occurrence of the “Ridiculously Resilient Ridge” (2012–2016)(Swain *et al.*, 2014), the northeast Pacific marine heatwave known as “the Blob” (2013–2016)(Bond *et al.*, 2015), and the strong El Niño of 2015–2016 — consistent with these anomalies having progressively eroded accumulation-zone resilience across the region. Crucially, this external forcing was common to all glaciers; only those already near their accumulation-zone viability limit responded structurally, consistent with a threshold response rather than a gradual forcing, and explaining why Tippers reorganised collectively while Resilient remained stable through the same period.

2.6 Snowline altitude independently confirms the trajectory ranking

As a geometrically distinct line of evidence, the transient snowline altitude anomaly TSL' is analysed, defined as TSL minus each glacier’s 1991–2020 climatological mean. TSL is estimated as the median elevation of the Snow/Ice interface, derived from the same segmentation maps but independently of F_{snow} (Mernild *et al.*, 2013; Rabatel *et al.*, 2012; Bevington & Menounos, 2025). Across 786,014 glacier-year observations, TSL' reproduces the F_{snow} -based trajectory ranking: Resilient remain closest to their climatological snowline, whereas Tippers and Declining show markedly higher snowline anomalies (Extended Data Fig. 3; Extended Data Table 4). Tippers also exhibit the same 2013–2014 reorganisation detected by QLR on F_{snow} , with a +27.3 m step increase in TSL' between the 2009–2013 and 2014–2018 five-year blocks. This convergence

strengthens confidence in both the behavioural taxonomy and the timing of the Tippers transition, while indicating that the signal is not specific to the F_{snow} metric.

2.7 Glacier fate controlled by topography and climate

A CatBoost classifier(Prokhorenkova, Gusev, Vorobev, Dorogush & Gulin, 2019) trained on static morpho-topographic attributes and 1991–2020 climatological means (interannual anomalies explicitly excluded) achieves balanced accuracy 0.617 (random baseline 0.333; Extended Data Table 2) in predicting group membership. For a three-class problem driven only by static attributes, this is informative: a meaningful fraction of behavioural structure is recoverable before a glacier visibly loses seasonal snow cover.

SHAP attribution(Lundberg & Lee, 2017) reveals a coherent transition from morphological to climatic control across trajectories (Fig. 2.4). Resilient are governed primarily by geometry: area, slope, and westward aspect dominate, consistent with topographically buffered glaciers that naturally retain seasonal snow. Tippers share this geometric foundation but add an aerosol axis absent from Resilient, with dust aerosol optical depth emerging as a leading predictor, accounting 12.8% SHAP importance. This is consistent with albedo-sensitive melt amplification in active wildfire corridors during the 2013–2020 period(Skiles, Flanner, Cook, Dumont & Painter, 2018; Abatzoglou & Williams, 2016). Declining departs partly from this topographic gradient. Declining_{G1} and Declining_{G2} share the morpho-topographic feature space of Resilient and Tippers but occupy systematically less favourable configurations: slopes below $\sim 23^\circ$ and eastward-facing geometries place them outside the geometric shelter that buffers Resilient and Tippers, so that the same drivers operate against accumulation-zone retention in Declining. Declining_{G3}, by contrast, is governed by large-scale climatic and geographic position: latitude, solar radiation, and dust aerosol dominate its SHAP profile, whereas slope and eastness carry negligible weight (Extended Data Fig. 5). Declining therefore encompasses two structurally distinct situations: topographically exposed glaciers lacking the geometric shelter of buffered groups, and a climatically positioned subset whose accumulation-zone loss is driven by regional forcing largely independent of local morphology.

Cox proportional-hazards regression extends this structure to the timing of first decapitation ($C = 0.749$; Extended Data Table 3; Fig. 2.4d). For any two glaciers drawn at random, the model correctly identifies which will decapitate first in 74.9% of cases using only static morpho-topographic and climatological attributes. Relief variability and altitudinal relief are the strongest protective factors, while eastern exposure and summer zonal winds most strongly accelerate risk (full hazard ratios and confidence intervals in Extended Data Table 3). Together, these results show that decapitation timing is structurally conditioned and partly predictable from pre-event glacier properties alone.

2.8 Discussion

These results portray glacier retreat in western North America as a structured reorganisation of accumulation zones unfolding across three trajectories. Two of these trajectories, Resilient and Declining, are, in broad terms, consistent with what glaciology already anticipates. Resilient behave as expected for a well-buffered cryosphere: their accumulation zones respond to interannual variability without crossing into structural decline, and the rare decapitation episodes they experience are opportunistic, reversed within one or two winters once extreme conditions subside. Declining, conversely, express long-term structural decline: their F_{snow} trajectories have been monotonically falling since 1984, accumulation-zone capacity is persistently compromised, and their decapitation events are largely irreversible, with apparent reversals being transient excursions around a chronically degraded baseline rather than genuine structural recovery.

This distinction is important because it makes decapitation a functional threshold rather than only a surface classification: the same snow-free condition can represent either temporary exposure or a persistent loss of accumulation-zone resilience.

The third trajectory group, Tippers, reveals a behaviour that is difficult to anticipate from existing frameworks. These glaciers were, until the early 2010s, behaviourally indistinguishable from Resilient. Their F_{snow} values before the transition were comparable, their trends were flat, their snow-cover memory was intact. Then, within less than a decade, more than 7,800 of them,

spread across a 3,500-km region, crossed into a qualitatively different state. That shift was not caused by a single synchronous climatic pulse uniformly affecting all glaciers at once: within any given year, transitioning glaciers were not detectably warmer than Tippers peers still at risk. Instead, prolonged regional warming progressively eroded the accumulation-zone resilience of each glacier until individually anomalous years, often arriving in succession, pushed each one across its own internal threshold. The combined effect of consecutive warm years accumulated into a tipping point that each glacier crossed at its own pace under a shared regional driver. This is consistent with theoretical frameworks for critical transitions in complex systems, where slow resilience loss precedes abrupt state change, and individual elements tip at different times despite sharing the same forcing (Boers & Rypdal, 2022; Marshall, 2021).

Decapitation is a measurable signal that a glacier has crossed into a qualitatively different regime, one in which the relationship between interannual climate variability and end-of-season snow persistence has fundamentally changed. In Resilient, decapitation is an extreme-year anomaly. In Tippers, the post-break state persists in 66% of cases, indicating that the same optical signal, a bare-ice surface at end-of-season, carries a different prognosis depending on the surrounding trajectory. The asymmetry in reversibility is therefore not a statistical curiosity; it reflects the underlying difference in accumulation-zone state between a buffered glacier temporarily pushed past a threshold and one that has structurally lost the capacity to regenerate ice.

A key finding of this work is that glacier fate is structured by topographic setting and climatic exposure rather than geographic location. All three trajectory groups coexist across coastal and interior ranges alike, confirming that proximity to the coast or latitudinal position does not determine which glaciers retain functional accumulation zones. Instead, slope, aspect, and climatic exposure govern group membership, a dimension not captured by area-based metrics or geographic proximity. Area-based projections capture aggregate mass trajectories but leave the accumulation-zone dimension unresolved, the dimension that determines whether a glacier is topographically buffered, approaching a structural tipping point, or already in long-term decline. Crucially, this dimension is predictable from static datasets already available for the full inventory, making the most at-risk glaciers identifiable before snow loss is ever directly observed,

and offering a basis for pre-emptive, targeted monitoring of the 1915 Tippers_{G2} glaciers currently on a short-horizon near-decapitation trajectory.

Five caveats qualify these results. The 0.617 balanced accuracy reflects an intrinsic upper bound set by unresolved local heterogeneity (debris cover, subglacial dynamics) not captured by static climatological means; the lower within-group score for Declining (0.512 versus 0.577 for Resilient and 0.597 for Tippers) is consistent with its subgroups spanning a continuous morphological gradient rather than discrete feature-space clusters. *Structural break detection window.* The QLR window (2013–2020) is a conservative lower bound on recent break timing; transitions completed before 2013 would be absorbed into Declining, which may therefore be heterogeneous, comprising both genuinely long-declining glaciers and glaciers that crossed their threshold before the dense-observation era. Sensitivity analyses varying the observation window start date (including alternative start years as early as 1995) confirm that the Tippers group composition is robust: the number of glaciers changing classification is negligible, indicating that the behavioural taxonomy is not an artefact of the archive boundary. *Cloud coverage and VGS geometry.* Reported decapitation rates are conservative lower bounds: the dominant confusion modes (Ice predicted as Snow: 29.7%, primarily firn misclassified at 30 m resolution; Ice predicted as Other: 4.0%) both introduce a positive bias in F_{snow} , and RGI 7.0 outlines are anchored to 2000–2010 geometry. *Temporal maturity of Tippers subgroups.* The finer partition within Tippers was estimated shortly after the collective break; subgroup boundaries will sharpen as post-break years accrue, and Tippers_{G2} should be read as a conservative monitoring group. More broadly, the QLR detector requires a minimum of five post-break years to confirm a structural transition, meaning that glaciers that crossed their threshold after 2020 remain classified as Resilient in the present record. The true boundary between Resilient and Tippers is therefore temporally blurred: some glaciers currently assigned to Resilient may already have undergone the transition, with confirmation pending as the observational record extends. *Spatial non-independence.* The CatBoost classifier and Cox regression treat glaciers as independent observations; a spatial holdout cross-validation will be needed to test how much predictive skill transfers across regions.

The framework introduced here, a continental-scale behavioural classification of end-of-season snow dynamics derived from the long-running Landsat and Sentinel-2 archive, extends in principle to any glacierised region with multi-decadal optical coverage. The central open question is whether glacier decapitation marks the same asymmetric threshold wherever it occurs: is architecture identified here is specific to Alaska and western North America, or a general feature of accumulation-zone dynamics under sustained warming? Testing this framework in the European Alps, High Mountain Asia, or the southern Andes would establish whether Tippers-type collective tipping is a reproducible feature of how glacier populations respond when prolonged warming finally reaches their internal thresholds.

A central implication of these results is that glacier decline can remain partly hidden in apparently stable accumulation-zone behaviour before emerging as a rapid structural transition. The Tippers illustrate this pattern: more than 7,800 glaciers that appeared stable and buffered in the satellite record crossed a decapitation threshold within a single decade, and in the majority of cases that crossing has not yet been reversed.

Glacier decapitation is therefore not an inevitable endpoint for every glacier, nor an immediately irreversible condition in all cases. Its prognostic value depends entirely on the trajectory that surrounds it, a distinction that aggregate metrics of mass or area cannot resolve. Embedding accumulation-zone functional state into continental monitoring frameworks would allow the most vulnerable glaciers to be identified and tracked before structural failure becomes directly observable.

2.9 Methods

2.9.1 Study region and glacier inventory

RGI 7.0(RGI Consortium, 2023) regions 01 (Alaska, 86,708 km²) and 02 (Western Canada and USA, 14,521 km²) total 46,047 glacier polygons. Glaciers with area ≥ 0.05 km² were retained to exclude glacierets too small for reliable pixel-level statistics at 30 m resolution.

Polygons with geometric overlap were removed, as shared surface area makes unambiguous per-glacier pixel assignment impossible — a necessary condition for computing F_{snow} . This yielded 22,134 glaciers. To preserve the full instrumented subset, 36 WGMS-instrumented glaciers that satisfy monitoring criteria but not the geometric inclusion criteria (area $< 0.05 \text{ km}^2$ or polygon intersection with an adjacent glacier) were added for external validation only; they contribute to the terrain-AAR (WGMS FoG) and geodetic mass-balance (WGMS AMCE) consistency checks (52 WGMS glaciers total; 16 already included in the main corpus). The remaining 36 glaciers are also passed through the same behavioural classification pipeline; given their combined area represents less than 0.2% of the regional inventory, their inclusion does not meaningfully affect group assignments or any reported statistics. After excluding 15 glaciers with chronically insufficient observations, the working set comprises 22,155 glaciers. A separate unassignable cohort of 407 glaciers ($\hat{\beta} > 0$) is excluded from all group-level analyses: their apparent positive F_{snow} trend is most plausibly attributable to VGS-geometry shrinkage artefacts rather than genuine accumulation-zone recovery. None of these glaciers belongs to the WGMS FoG subset, leaving 21,748 glaciers across Resilient, Tippers, and Declining.

2.9.2 Satellite data acquisition and preprocessing

Five sensors span 1984–2025: Landsat 5 TM (1984–2011), Landsat 7 ETM+ (SLC-on period, 1999–2002 only), Landsat 8/9 OLI/OLI-2 (2013–present), and Sentinel-2 MSI (2015–present). Data were accessed via Google Earth Engine (Gorelick *et al.*, 2017) (Landsat Collection 2 top-of-atmosphere reflectance, TOA; Sentinel-2 L1C). Acquisitions were restricted to 1 July–30 September. Each pixel is represented by 11 normalised spectral indices (NDSI, NDVI, NBR, NDWI, and seven additional band-ratio or chromaticity indices) derived from the red, green, blue, near-infrared, and shortwave infrared bands, providing inter-sensor consistency without absolute radiometric cross-calibration. No external cloud mask is applied: cloud detection is delegated to the U-Net to avoid masking spectrally similar snow and thin cirrus. Landsat panchromatic bands sharpen RGB composites to 15 m via the Brovey transform, primarily to improve annotation quality for model training.

2.9.3 U-Net architecture and training

A four-level U-Net(Ronneberger *et al.*, 2015) (encoder $48 \rightarrow 96 \rightarrow 192 \rightarrow 384 \rightarrow 768$ channels, 2×2 max-pooling, bilinear upsampling, skip connections) is trained on 48×48 -pixel patches from 206 manually annotated glaciers. The 540-scene corpus was selected to span the study region’s geographic, geometric, sensor, and temporal diversity across all five sensors and 42 years, and was split at the *glacier level* (145 train / 41 validation / 20 test). Hyperparameters were optimised using Optuna(Akiba, Sano, Yanase, Ohta & Koyama, 2019) with a Tree-structured Parzen Estimator and Hyperband pruning (50 trials of up to 25 epochs each); the selected hyperparameters were then used to train five independent seeds for up to 500 epochs with early-stopping patience 15. Class weights $w_k = N_{\text{total}} / (4N_k)$ were used with targeted penalties for snow/ice and cloud/non-cloud confusion pairs. Inference was applied to all 22,155 glaciers using the seed selected by Optuna as the best configuration (seed-0), whose selection for continental inference is based on HPO provenance rather than post-hoc performance ranking (seed-0 also achieved the highest validation mIoU of 0.769 among five seeds, but this coincidence does not alter the selection criterion). Segmentation performance is reported in Extended Data Table 1.

2.9.4 Visible Glacier Surface and F_{snow} computation

For each glacier, a reference Visible Glacier Surface (VGS) mask is identified from the earliest year satisfying four simultaneous criteria: (1) the primary connected component (8-connectivity) is the largest component intersecting the RGI polygon; (2) Snow+Ice coverage within the RGI polygon $\geq 70\%$; (3) primary component area $\leq 1.5 \times S_{\text{RGI}}$ (overshoot constraint); (4) cloud fraction $\leq 10\%$. The final mask excludes pixels from adjacent RGI polygons, includes all pixels within the reference RGI boundary, and applies morphological closing to fill internal gaps. Inference is applied patch-by-patch (48×48 pixels, with 50% overlap and majority-vote reassembly at overlapping boundaries) across the full glacier extent. Annual F_{snow} is computed from equation (2.1) applied to a pixel-wise worst-state composite built from the retained scenes in the observation window (1 July–30 September). For each pixel, the composite takes the most

ablated state observed across all scenes of that year, following a strict priority order: Other > Ice > Snow > Cloud. This logic ensures that a pixel classified as bare ice in any scene retains its Ice label in the annual composite, reflecting the true seasonal maximum of bare-ice exposure. Cloud labels are assigned only to pixels never observed in a surface class throughout the season. A year is retained in the F_{snow} series only if the fraction of Cloud pixels within the VGS is < 5% in this annual composite.

2.9.5 Behavioural classification

Structural break detection. The Quandt Likelihood Ratio (QLR) test(Andrews, 1993) is applied within admissible window 2013–2020 ($\Delta R^2 > 0.05$, BIC model selection). The lower bound (2013) reflects the first year of systematic Landsat 8 coverage; the upper bound (2020) ensures a minimum of five post-break observed years. Group assignment: Resilient (no break, $|\hat{\beta}| < 0.005 \text{ yr}^{-1}$ or $p > 0.05$); Tippers (break accepted); Declining (no break, $\hat{\beta} \leq -0.005$, $p \leq 0.05$); and an unassignable cohort ($\hat{\beta} > 0$, excluded). **Subgrouping.** GMM(Fraley & Raftery, 2002) ($k \in \{1, 2, 3\}$, BIC, ≥ 100 glaciers per subgroup) applied to the leading PCA scores of a descriptor matrix comprising trend slope, mean level, break magnitude, decapitation fraction, and the full F_{snow} trajectory. All features were z -standardised before PCA. The number of retained PCs is the minimum explaining $\geq 90\%$ of cumulative variance: 4 PCs for Resilient, 6 for Tippers, and 3 for Declining.

2.9.6 Decapitation criterion and survival analysis

A glacier is assigned as *decapitated* at the first year t^* such that

$$F_{\text{snow}}(g, t^* + k) < \theta, \quad k = 0, \dots, n_{\text{min}} - 1 \quad (2.2)$$

for consecutive observed years. The threshold $\theta = 0.10$ reflects the upper margin of near-total snow absence while tolerating residual classification noise; $n_{\text{min}} = 2$ requires persistence over at least two consecutive annual observations to exclude single-year noise and transient extreme

ablation events. Exit requires $F_{\text{snow}} > 0.20$ for ≥ 2 consecutive years, introducing a hysteresis gap that prevents spurious oscillations near the threshold (sensitivity over $\theta \in [5\%, 15\%]$ in Extended Data Fig. 2). The F_{snow} distribution is strongly bimodal with very few observations in the 0.05–0.15 range, making the exact threshold choice largely inconsequential in practice. A Mann–Kendall trend test (Mann, 1945; Kendall, 1975) was applied to annual entry rates. The Kaplan–Meier estimator (Kaplan & Meier, 1958) was computed with $t = 0$ anchored to 1984:

$$\hat{S}(t) = \prod_{t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{n_i}\right) \quad (2.3)$$

For the Cox proportional-hazards regression (Cox, 1972), the Schoenfeld residual test for proportionality confirms the assumption for all covariates except relief variability ($p = 0.002$), altitudinal relief ($p < 0.001$), eastern longitude ($p = 0.002$), and temperature seasonality ($p = 0.011$); these covariates are retained because the proportionality violation is physically interpretable: glacier geometry and climatic exposure evolve over the 41-year record, so time-varying hazard is expected rather than a model misspecification. A Weibull AFT model fitted on the same covariate set confirms identical directions and rank ordering for all predictors, supporting the robustness of the substantive conclusions. Near-decapitation trajectory: local linear continuation slope estimated on the most recent $w = 5$ observed years, requiring at least 3 finite observations; current level as the mean of the last $\min(3, w)$ observations. Projected crossing time is

$$\hat{\tau} = \frac{\bar{F} - \theta}{-\hat{\beta}} \quad (2.4)$$

Flag *near_decapitation* = 1 if the glacier is not currently decapitated, $\hat{\beta} < 0$, and $0 < \hat{\tau} \leq 10$ yr. This flag is used only as an exploratory monitoring diagnostic based on recent observed decline, not as an inferential certainty class or a deterministic forecast.

2.9.7 Tippers temperature attribution

To test whether the collective Tippers break is attributable to regional climate forcing, a within-glacier case-crossover design is applied. For each Tippers glacier, the break

year (identified by QLR) is the case; all pre-break years for the same glacier serve as matched controls, thereby controlling for all time-invariant glacier-level confounders (elevation, aspect, local climate baseline). The temperature predictor is a glacier-specific summer anomaly: July to September mean 2 m air temperature anomalised relative to the glacier's own 1991–2020 climatology, drawn from a multi-source climate table that prioritises Daymet v4(Thornton, Shrestha, Wei, Thornton & Kao, 2020) over TerraClimate(Abatzoglou, Dobrowski, Parks & Hegewisch, 2018), ERA5-Land(Muñoz-Sabater, Dutra, Agustí-Panareda *et al.*, 2021), and ERA5 reanalysis(Hersbach, Bell, Berrisford *et al.*, 2020) in descending order of spatial resolution. Conditional logistic regression stratified by glacier estimates odds ratios (OR) with 95% Wald confidence intervals (CIs) at lags $k = 0, 1, 2$ years. A pooled logistic regression with year fixed effects was additionally fitted to isolate the within-year glacier-level contrast: this tests whether glaciers breaking in a given year are warmer than Tippers still at risk in the same year. A significant within-glacier OR without a significant same-year contrast implies that each glacier crossed its own internal threshold rather than responding to a uniform annual forcing. Full results are reported in Extended Data Table 6.

2.9.8 Structural determinants

CatBoost(Prokhorenkova *et al.*, 2019) was trained on RGI morpho-topographic attributes plus 78 climatological means and auxiliary environmental descriptors (1991–2020). Temperature and precipitation variables are drawn from a multi-source table prioritising Daymet v4(Thornton *et al.*, 2020) over TerraClimate(Abatzoglou *et al.*, 2018), ERA5-Land(Muñoz-Sabater *et al.*, 2021), and ERA5 reanalysis(Hersbach *et al.*, 2020) in descending order of spatial resolution; remaining descriptors are derived from MERRA-2 MAIAC aerosol optical depth(Gelaro, McCarty, Suárez *et al.*, 2017; Lyapustin, Wang, Korkin & Huang, 2018), NOAA OISST sea-surface temperature(Huang *et al.*, 2021), NOAA teleconnection indices, MODIS MCD64A1 burned-area frequency(Giglio, Boschetti, Roy, Humber & Justice, 2018), WorldClim v2 bioclimatic normals(Fick & Hijmans, 2017), Köppen-Geiger climate classes(Beck *et al.*, 2018), and permafrost layers(Obu *et al.*, 2019), in 4-fold stratified cross-validation. No interannual

anomalies are included. SHAP TreeExplainer(Lundberg & Lee, 2017) was used for per-group attribution and SHAP dependence plots for marginal feature effects. Stability was confirmed by bootstrap resampling (24 repetitions at 80%).

2.9.9 Transient snowline proxy (TSL')

For each glacier-year observation where the VGS contains at least one Snow and one Ice pixel, the transient snowline altitude (TSL) is estimated as the median elevation of pixels at the Snow/Ice interface. When only Snow pixels are present, TSL is estimated as the median elevation of the lowest 20th percentile of snow pixels — providing a lower bound consistent with a snowline at or below the visible glacier margin. When only Ice pixels are present, TSL is taken as the maximum ice-pixel elevation, approximating a snowline above the glacier surface. Pixel elevations are derived from the ArcticDEM mosaic(Porter *et al.*, 2023) where available, with the 30 m Copernicus DEM GLO-30(Copernicus Data Space Ecosystem, n.d.) used as fallback. Both products are resampled to the scene resolution and co-registered to the RGI polygon. The anomaly is computed relative to each glacier's own 1991–2020 climatological mean:

$$\text{TSL}'(g, t) = \text{TSL}(g, t) - \overline{\text{TSL}}_{g, 1991-2020} \quad (2.5)$$

removing elevation and aspect biases across the domain. The 786,014 glacier-year observations correspond to the full set of valid (non-null) TSL estimates across the 22,155 glaciers over 1984–2025.

2.9.10 Use of generative AI

During the preparation of this work, the authors used generative AI tools to assist with the drafting, refactoring, optimisation, debugging, and rapid iteration of parts of the custom analysis and processing scripts. These tools were used to accelerate the evaluation of multiple implementation options and processing strategies, including tests of approaches that were ultimately not retained. The study concept, analytical design, variable definitions, interpretation

of results, and final validation of all code and outputs were performed by the authors. All AI-assisted code was subsequently reviewed, tested, corrected, and validated by the authors, who take full responsibility for the results reported here.

2.9.11 Data availability

Satellite imagery available via Google Earth Engine (Landsat Collection 2 TOA, Sentinel-2 L1C). RGI 7.0: <https://doi.org/10.5067/F6JMOVY5NAVZ>. World Glacier Monitoring Service (WGMS): 10.5904/wgms-fog-2023-09. Study data will be made available at <https://doi.org/10.5281/zenodo.19682602>.

2.9.12 Code availability

Analysis code will be made available at https://github.com/Research-Tarka/glacier_decapitation.

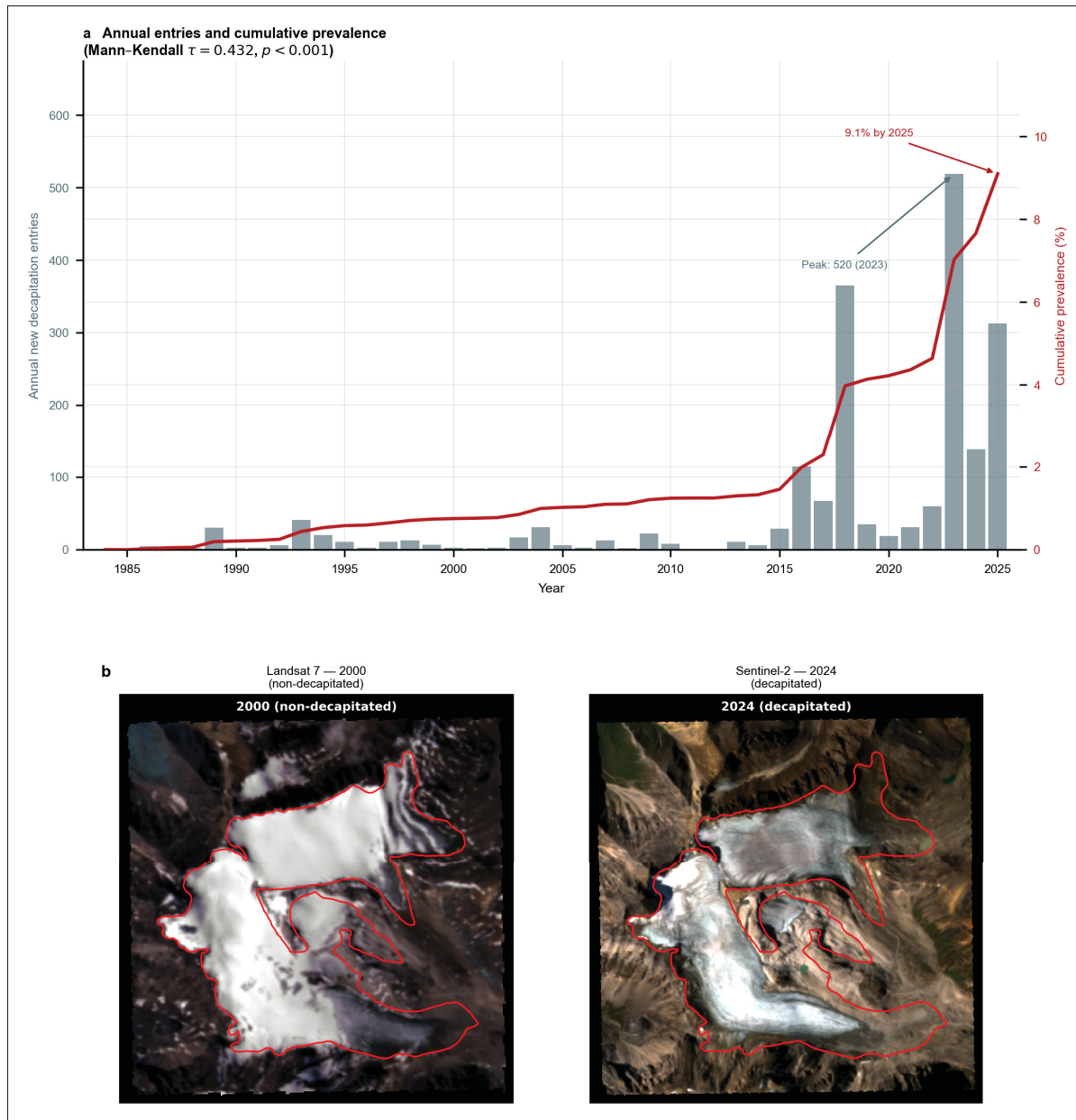


Figure 2.1 Glacier decapitation is widespread and accelerating. **a**, Annual number of new decapitation entries (bars; peak: 520 events in 2023) and cumulative prevalence across all 21,748 glaciers (curve); Mann-Kendall $\tau = 0.432$, $p < 0.001$. More than half of all entries occurred in the last five years of the 42-year record, with the pace of new entries still increasing at the end of the observation period. **b**, Real-colour imagery for glacier GLIMS ID G232041E61907N (northern British Columbia, Canada, 61.9°N 128.0°W; red outline: RGI 7.0 boundary). *Left*: Landsat 7, 2000 — end-of-season snow persists across the accumulation zone (non-decapitated state). *Right*: Sentinel-2, 2024 — persistent end-of-season snow cover below the 10% decapitation threshold (decapitated state)

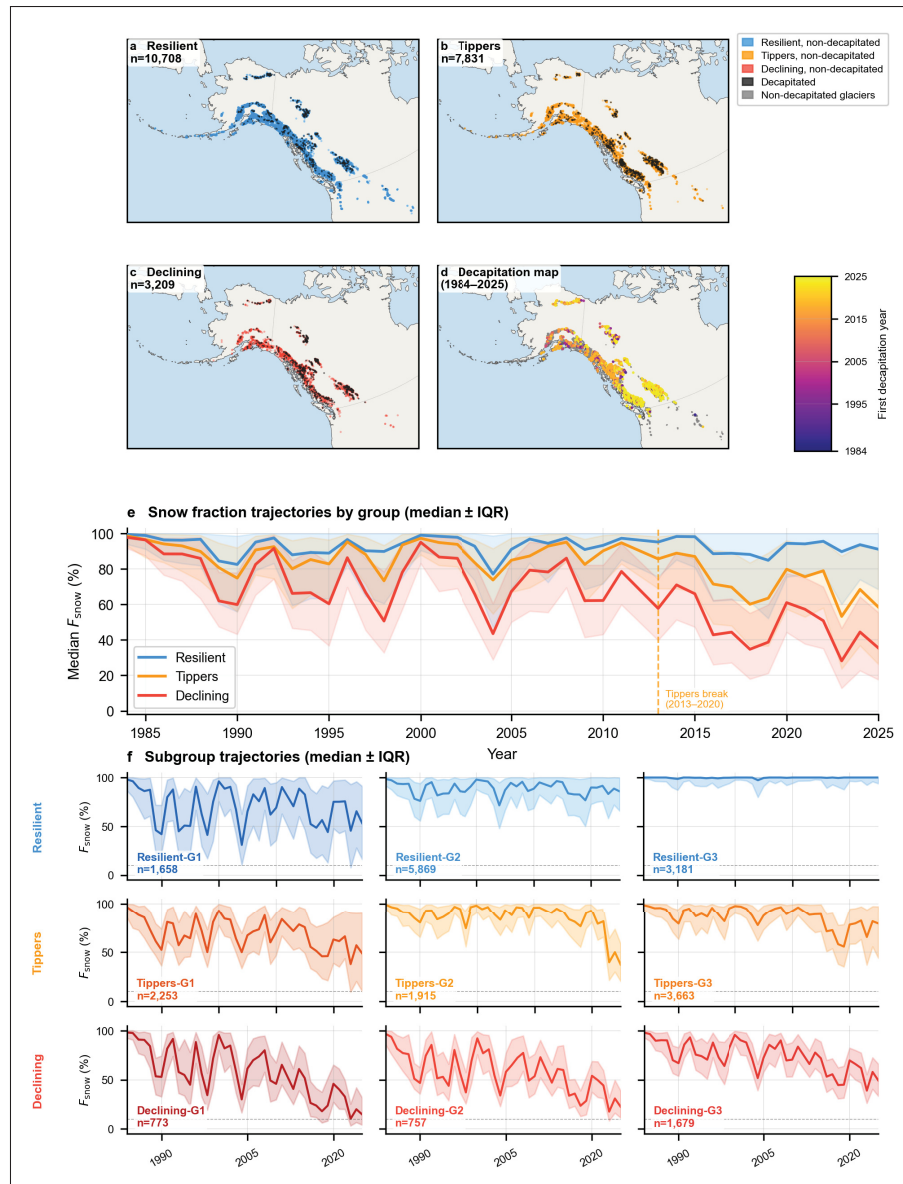


Figure 2.2 Three trajectory groups across 22,155 North American glaciers. **a–c**, Geographic distribution of Resilient (blue), Tippers (orange), and Declining (red), shown separately. All three groups coexist along both coastal and interior ranges, confirming that trajectory is anchored in morpho-topographic and climatic configuration rather than geographic location. **d**, Geographic distribution of decapitated glaciers across all three groups, coloured by first decapitation year; grey points show all non-decapitated glaciers. **e**, Annual median F_{snow} per group (band: interquartile range, IQR); dashed vertical line marks the onset of the Tippers structural break window (2013).

Figure 2.2 **f**, Annual median F_{snow} for each of the nine GMM subgroups (band: IQR), arranged by group row. The three panels (a–c) together show that all three trajectory groups are distributed across the full study domain; the 407-glacier unassignable cohort is shown separately in Extended Data Fig. 4

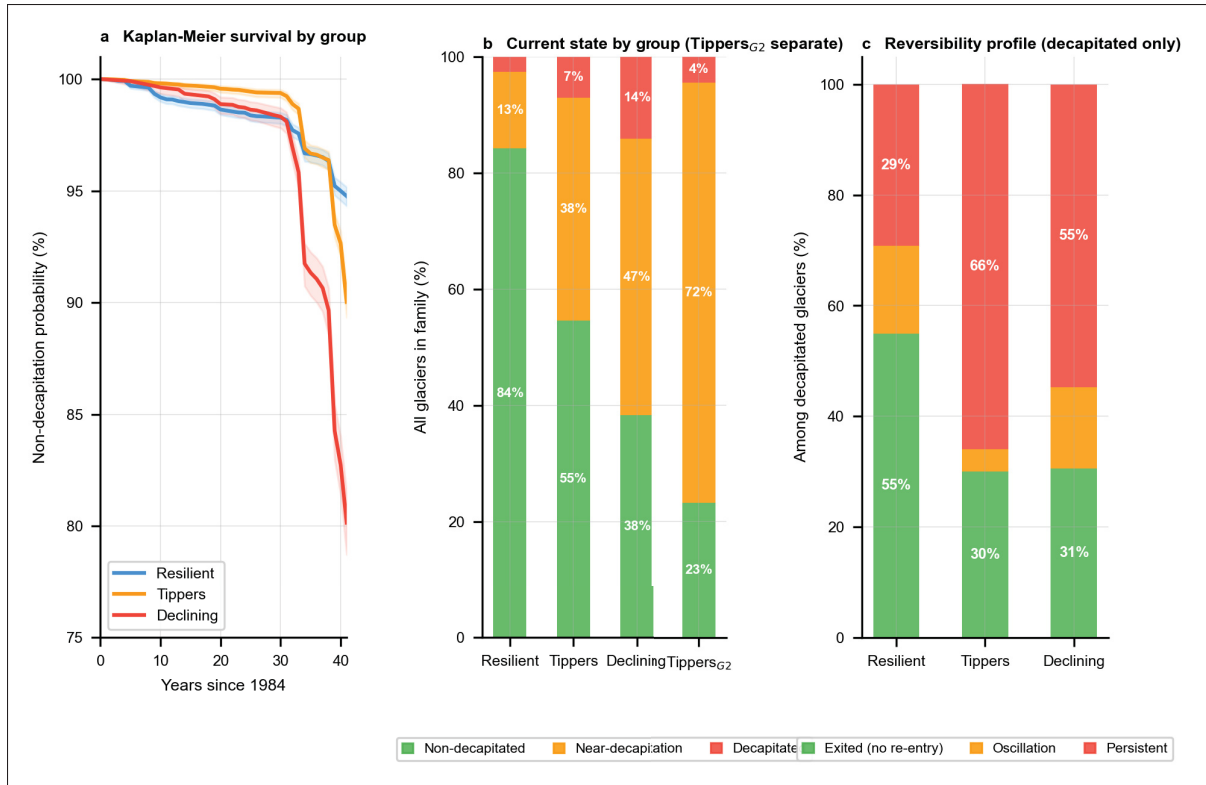


Figure 2.3 Decapitation reversibility and survival across trajectory groups. a, Kaplan-Meier survival curves by group (log-rank $p < 0.001$): probability of remaining non-decapitated spans from near 1.000 for the most buffered subgroups (Resilient_{G2,G3}) to 0.459 for Declining_{G1}. **b,** Fraction of glaciers in each state (decapitated / near-decapitation trajectory / non-decapitated) by group across all 21,748 glaciers. Tippers_{G2} (the highest-priority monitoring subgroup, 72.3% on near-decapitation trajectory) is shown separately from the aggregate Tippers bar. **c,** Final decapitation outcome (exit / oscillation / persistent) by group among the 1979 glaciers having experienced at least one episode. Reversibility is fundamentally asymmetric: Resilient exit in 54.9% of cases (opportunistic single-summer episodes); Tippers remain persistently decapitated in 66.1% of cases; Declining apparent exits are transient excursions around a chronically degraded baseline rather than genuine structural recovery. *Oscillation*: glacier entered and exited at least twice; *exit*: single episode with recovery; *persistent*: entered and never returned above θ_{exit}

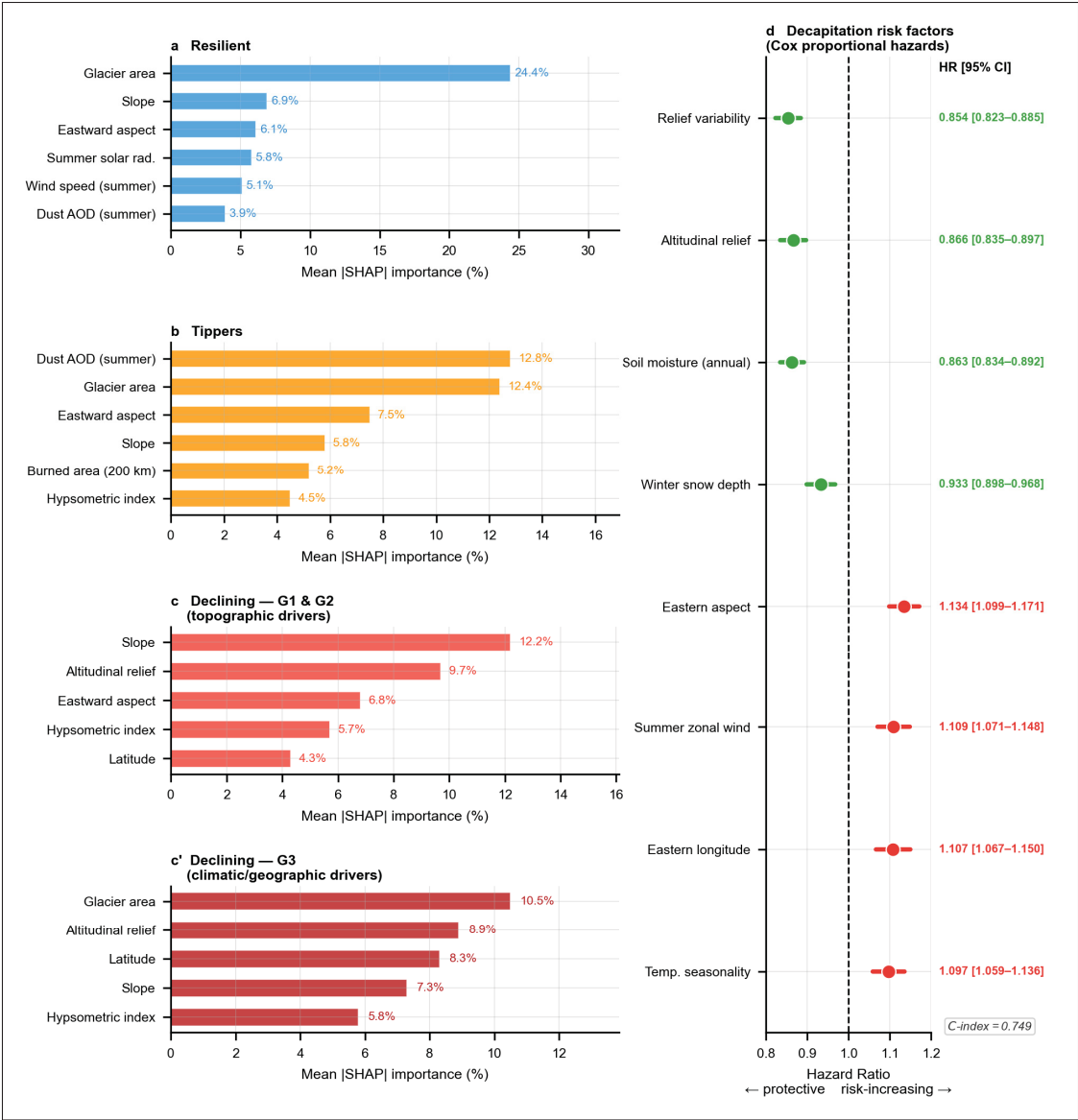


Figure 2.4 **Morpho-topographic and climatic structure of glacier fate.** **a, b,** and **c,** Mean absolute SHAP importance (top 6 features) for Resilient, Tippers, and Declining. The gradient from morphological control (Resilient: slope, area, westward aspect) to aerosol-sensitive tipping (Tippers: dust aerosol optical depth as leading predictor, consistent with wildfire-driven albedo amplification) to regionally governed decline (Declining: latitude, longitude, climatic position) reflects three fundamentally different accumulation-zone control regimes. **d,** Cox proportional-hazards forest plot ($C = 0.749$; $C = 0.756$ within Declining): altitudinal relief, relief variability, annual soil moisture, and winter snow depth are protective; eastern exposure, summer zonal winds, eastern longitude, and temperature seasonality accelerate decapitation risk. SHAP dependence curves for slope and eastward aspect are shown in Extended Data Fig. 5

2.10 Extended Data

2.10.1 Extended Data Figures

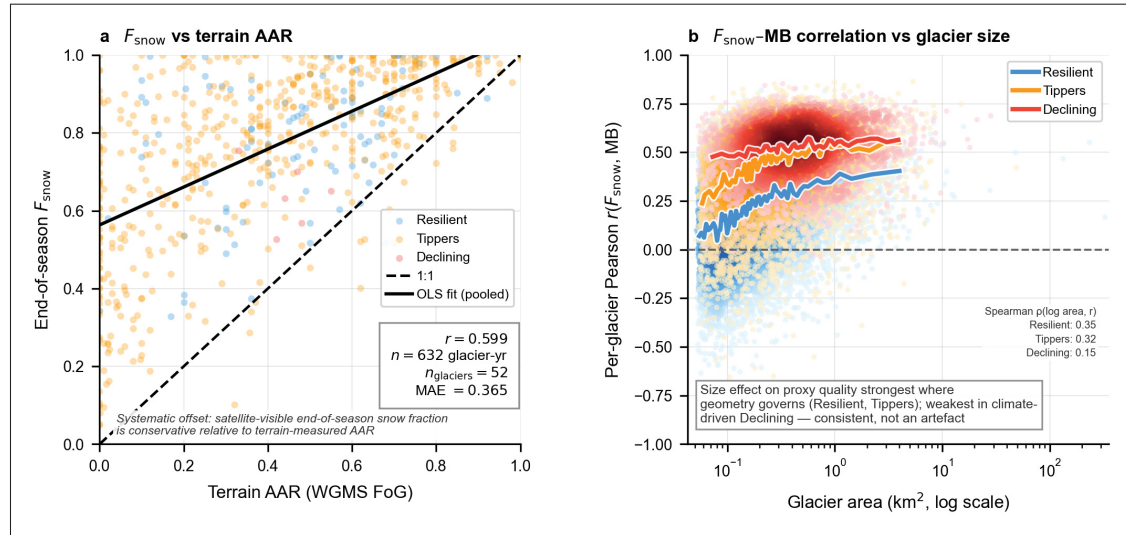


Figure 2.5 Extended Data Fig. 1 | External consistency of F_{snow} with terrain AAR and geodetic mass balance.

a. Scatter of end-of-season F_{snow} against terrain-measured accumulation-area ratio (AAR, WGMS FoG) for the 52 instrumented glaciers in the study inventory ($n = 632$ glacier-year pairs, coloured by trajectory group). The Pearson correlation is $r = 0.599$; the ordinary least-squares (OLS) regression line (black) lies above the 1:1 line (grey dashed), indicating that F_{snow} is systematically higher than terrain-measured AAR — expected because firn is counted as accumulation area in AAR but classified as bare ice in optical imagery.

The positive relationship confirms that higher F_{snow} coincides with larger accumulation-area states. Residual scatter reflects additional sources of divergence, including interpolation uncertainty in terrain ELA estimates, differences in observation timing between field campaigns and satellite composites, and partial occlusion of glacier surfaces by debris or shadow in optical imagery.

b. Per-glacier Pearson correlation between F_{snow} and annual geodetic mass balance (WGMS AMCE) as a function of glacier area (log scale), coloured by local point density within each trajectory group. Moving-median curves (solid) highlight the size dependence: larger glaciers provide more pixels for spectral classification and yield higher per-glacier correlations. The Spearman correlation between $\log$ glacier area and per-glacier r is $\rho = 0.35$ (Resilient), 0.32 (Tipplers), and 0.15 (Declining): size dependence is strongest in Resilient and Tipplers, where glacier geometry drives behaviour, and weakest in Declining, where regional climate forcing dominates, consistent with the morpho-to-climatic gradient identified in the vulnerability analysis. The per-glacier signal in all trajectory groups reflects genuine behavioural differences rather than a pure resolution artefact

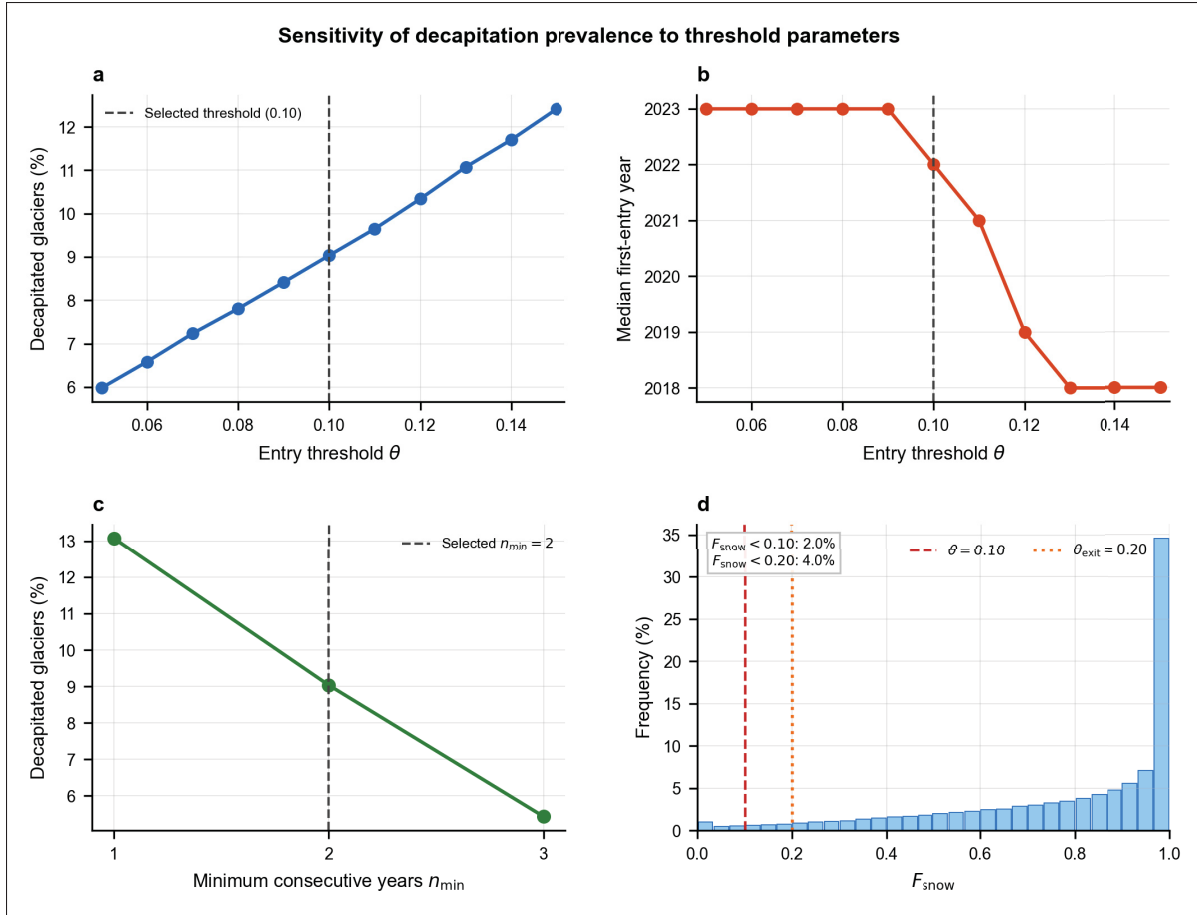


Figure 2.6 Extended Data Fig. 2 | Sensitivity of decapitation prevalence to threshold parameters. **a**, Fraction of decapitated glaciers as a function of entry threshold θ (5–15%); dashed line: selected threshold ($\theta = 0.10$). **b**, Median first-entry year as a function of θ ; the entry year varies only modestly across the 0.06–0.11 range, indicating that the timing signal is robust to threshold choice. **c**, Fraction of decapitated glaciers as a function of minimum consecutive run $n_{\min} \in \{1, 2, 3\}$; dashed line: selected value ($n_{\min} = 2$). **d**, Distribution of end-of-season F_{snow} across all glacier-year observations (1984–2025). The distribution is strongly bimodal, with the majority of observations concentrated above 0.20 and a secondary mode near zero; very few observations fall in the 0.05–0.15 range where threshold choice would be most consequential, supporting the robustness of the selected $\theta = 0.10$. Qualitative conclusions are robust across the tested threshold and persistence settings

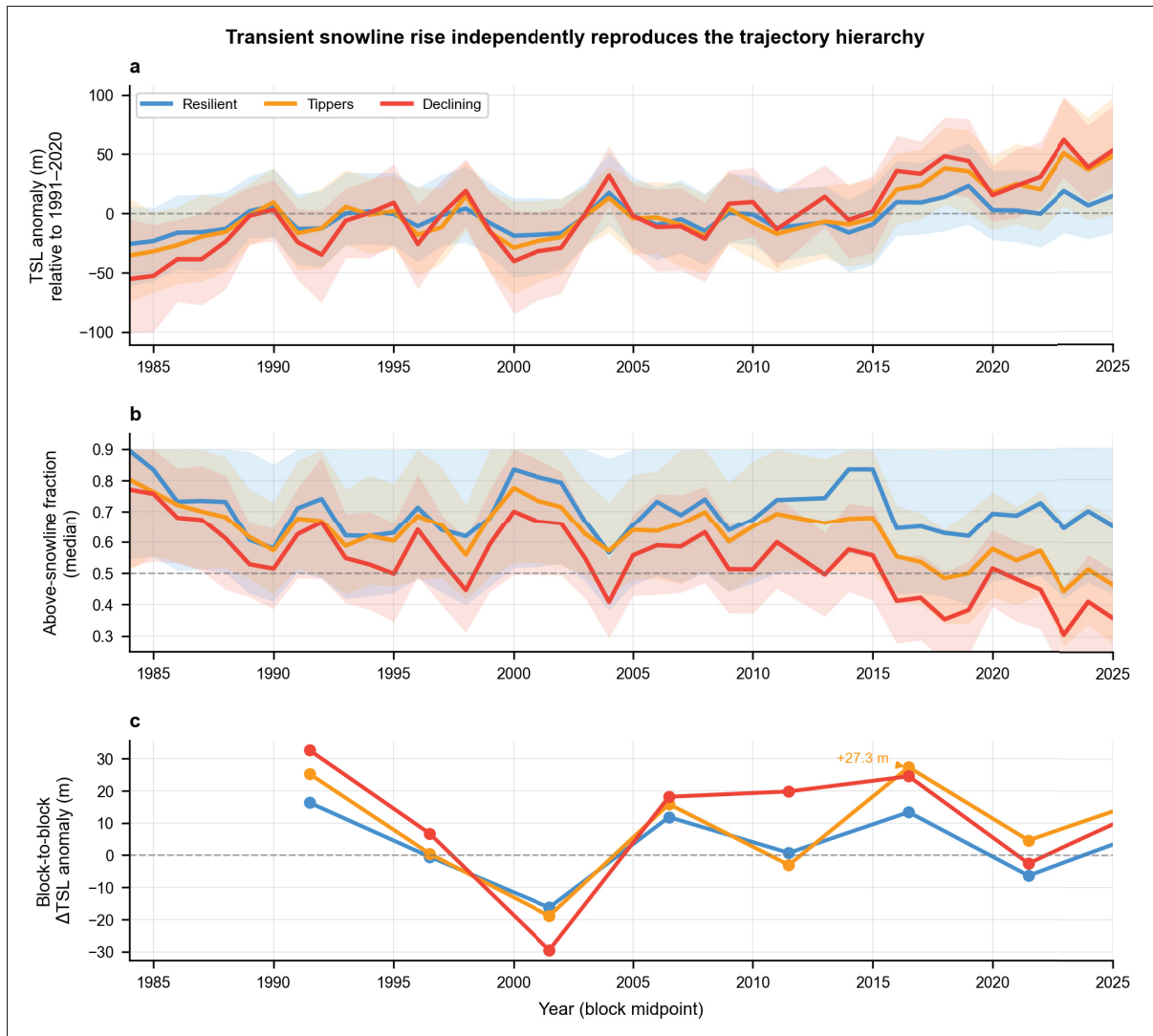


Figure 2.7 Extended Data Fig. 3 | Transient snowline rise independently reproduces the trajectory hierarchy. **a**, Annual median TSL anomaly (TSL', relative to 1991–2020 climatology) per trajectory group (band: IQR). Tippers rise sharply from 2014 onward, coinciding with the QLR-detected structural break; Declining glaciers show a monotonic rise from 1984. Resilient glaciers remain near their climatological mean. **b**, Median fraction of the visible glacier surface lying above the transient snowline (*above-TSL* %; band: IQR). Tippers show a -10.3 percentage-point drop between the 2009–2013 and 2014–2018 five-year blocks — independently cross-validating the collective break detected by QLR on F_{snow} . Declining falls below 40% by 2023

Geographic distribution of the unassignable cohort
(n = 407; excluded from primary analysis)

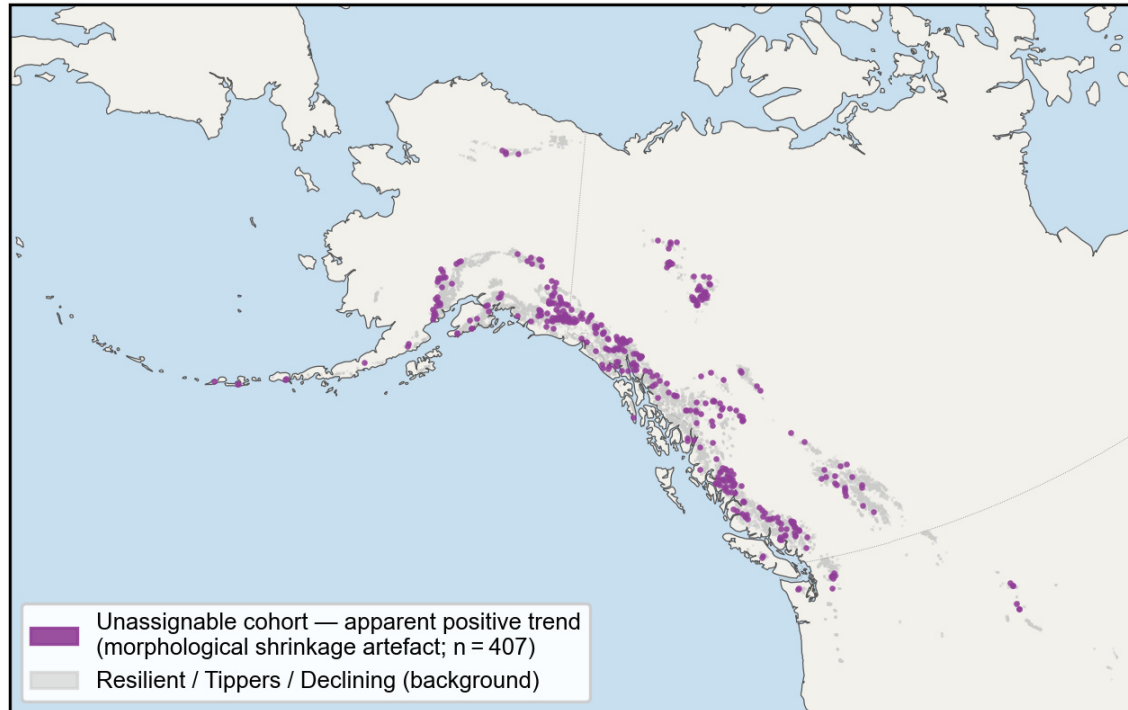


Figure 2.8 **Extended Data Fig. 4 | Geographic distribution of the unassignable cohort.** Map of the 407 glaciers showing an apparent positive F_{snow} trend, excluded from the primary behavioural analysis. These glaciers are distributed across the study region without strong geographic clustering, consistent with the morphological shrinkage artefact being driven by glacier-specific geometry and debris-cover conditions rather than a geographically coherent climate signal

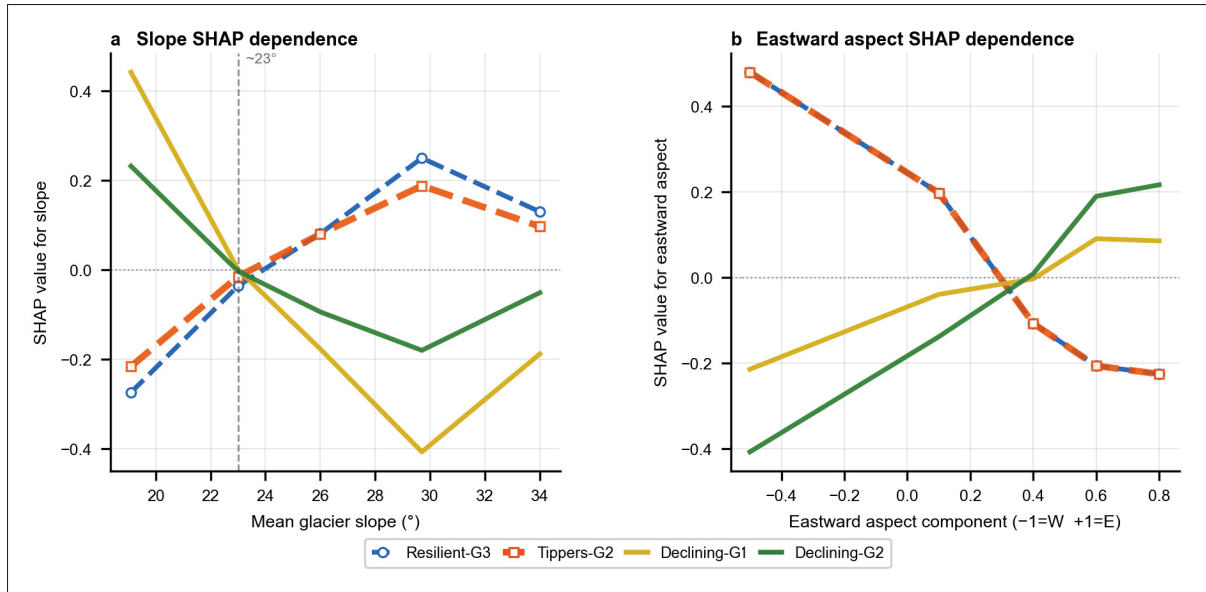


Figure 2.9 Extended Data Fig. 5 | SHAP dependence curves for slope and eastward aspect. **a**, SHAP value for mean glacier slope as a function of slope ($^{\circ}$), shown for four subgroups: Resilient_{G3} (blue dashed), Tippers_{G2} (orange dashed), Declining_{G1} (yellow solid), and Declining_{G2} (green solid). Slopes above $\sim 23^{\circ}$ are associated with positive SHAP contributions in Resilient and Tippers (slope is protective), whereas the same threshold marks a sign reversal in Declining_{G1} and Declining_{G2}: steeper slopes no longer confer accumulation-zone buffering, reflecting these subgroups' systematically less favourable geometric configurations despite sharing the same topographic drivers as Resilient and Tippers. **b**, SHAP value for the eastward aspect component ($-1 =$ west-facing, $+1 =$ east-facing), same subgroup colour scheme. Westward aspect is strongly protective in Resilient and Tippers; in Declining_{G1} and Declining_{G2} the relationship is reversed, with eastward-facing glaciers carrying higher SHAP values, consistent with these subgroups occupying geometrically exposed positions that amplify rather than buffer regional forcing. Together, panels **a** and **b** confirm that Declining_{G1} and Declining_{G2} are not driven by a different set of features than Resilient and Tippers, but by the same morpho-topographic features acting in an unfavourable direction. Declining_{G3} is omitted: its dominant SHAP predictors are climatic and geographic (latitude, solar radiation, dust aerosol optical depth) rather than morpho-topographic, indicating a mechanistically distinct driver in which accumulation-zone loss is governed by large-scale regional forcing largely independent of local geometry

2.10.2 Extended Data Tables

Table 2.2 Extended Data Table 1 | U-Net segmentation performance. Both runs use the same annotated corpus (206 glaciers, 540 scenes). *Strict* split assigns all scenes from a given glacier exclusively to one partition; *scene-level* split allows scenes from the same glacier to appear across partitions, so 35.9% of glaciers occur in more than one split (9 in all three). The scene-level run was re-optimised independently, so the apparent +0.015 gain (0.762→0.777 mIoU) should be interpreted as an optimistic upper bound rather than a controlled estimate of leakage. For reference, the selected seed-0 model reaches 0.705 mIoU and $\kappa = 0.815$ on the held-out test set. Performance reported as mean $\pm$ std across five independent seeds unless noted otherwise

Partition	mIoU	κ
Training	0.944 ± 0.022	0.969 ± 0.011
Validation — glacier-level (strict)	0.762 ± 0.005	0.855 ± 0.006
Test (seed 0)	0.705	0.815
Validation — scene-level (<i>biased</i>)	0.777 ± 0.004	0.885 ± 0.004

Table 2.3 Extended Data Table 2 | CatBoost trajectory group classifier performance. 4-fold stratified cross-validation ($n = 21,748$). Balanced accuracy (BA) = mean per-class recall. Within-group BA is the balanced accuracy on subgroup prediction within each trajectory group (three subgroups each). Balanced accuracy (mean per-class recall) = 0.617. Random baseline = 0.333 (three equal classes)

Group	Precision	Recall	F1	n	Within-group BA
Resilient	0.731	0.658	0.693	10,708	0.577
Tippers	0.616	0.555	0.584	7831	0.597
Declining	0.406	0.639	0.497	3209	0.512
Macro average	0.585	0.617	0.591		

Table 2.4 Extended Data Table 3 | Cox proportional-hazards regression.

Hazard ratios for the main model (*Static + climatology*, 1,979 events, concordance statistic $C = 0.749$; $C = 0.756$ within Declining). After excluding SST covariates from the global model, the fit retains 21,618 of 21,748 glaciers across Resilient, Tippers, and Declining. The remaining missingness reflects residual gaps in a small number of environmental layers rather than analytical filtering of the inventory. Features are standardised (zero mean, unit variance) prior to fitting; hazard ratios (HRs) therefore represent the change in instantaneous decapitation hazard per one-standard-deviation increase in each predictor. CI: confidence interval. Selected covariates shown; the full covariate list is available in the data repository. PH denotes the Schoenfeld proportional-hazards test p -value. * Violates the proportional-hazards assumption (Schoenfeld residual test). A Weibull accelerated failure-time model fitted on the same covariate set confirms identical directions and rank ordering for all predictors; the substantive interpretation is unchanged

Covariate	HR	95% CI	p	PH p
<i>Protective (HR < 1)</i>				
Relief variability	0.854	[0.823–0.885]	<0.001	0.002*
Altitudinal relief	0.866	[0.835–0.897]	<0.001	<0.001*
Soil moisture (annual)	0.863	[0.834–0.892]	<0.001	0.785
Winter snow depth	0.933	[0.898–0.968]	<0.001	0.408
<i>Risk-increasing (HR > 1)</i>				
Eastern aspect	1.134	[1.099–1.171]	<0.001	0.944
Summer zonal wind	1.109	[1.071–1.148]	<0.001	0.081
Eastern longitude	1.107	[1.067–1.150]	<0.001	0.002*
Temperature seasonality (bio7)	1.097	[1.059–1.136]	<0.001	0.011*

Table 2.5 Extended Data Table 4 | Five-year block medians of TSL anomaly and above-TSL fraction by trajectory group (1984–2025). The –10.3 percentage-point drop in the above-TSL fraction for Tippers between 2009–2013 and 2014–2018 (**row in bold**) matches the QLR-detected regime-shift window; the concurrent rise in TSL anomaly provides an independent geometric cross-check of the same collective shift detected by

$$F_{\text{snow}}$$

Group	Period	Median TSL' (m)	Δ TSL' (m)	Median above-TSL	Δ above-TSL
Resilient	1984–1988	–16.2	—	0.733	—
Resilient	1989–1993	0.1	+16.3	0.620	–11.3
Resilient	1994–1998	–0.4	–0.5	0.628	–0.8
Resilient	1999–2003	–16.7	–16.3	0.792	+16.4
Resilient	2004–2008	–4.9	+11.8	0.688	–7.9

Table 2.5 **Extended Data Table 4 | Five-year block medians of TSL anomaly and above-TSL fraction by trajectory group (1984–2025) (suite)**

Group	Period	Median TSL' (m)	Δ TSL' (m)	Median above-TSL	Δ above-TSL
Resilient	2009–2013	−4.2	+0.7	0.704	+3.3
Resilient	2014–2018	9.2	+13.4	0.644	−6.0
Resilient	2019–2023	2.8	−6.4	0.685	+6.8
Resilient	2024–2025	10.3	+7.5	0.670	−2.3
Tippers	1984–1988	−26.7	—	0.722	—
Tippers	1989–1993	−1.5	+25.2	0.616	−10.6
Tippers	1994–1998	−1.1	+0.5	0.619	+0.4
Tippers	1999–2003	−20.0	−18.9	0.715	+9.6
Tippers	2004–2008	−4.1	+15.9	0.639	−7.7
Tippers	2009–2013	−7.1	−3.0	0.656	+2.7
Tippers	2014–2018	20.2	+27.3	0.552	−10.3
Tippers	2019–2023	24.8	+4.5	0.540	−1.2
Tippers	2024–2025	42.3	+17.5	0.485	−5.5
Declining	1984–1988	−38.7	—	0.681	—
Declining	1989–1993	−6.1	+32.6	0.548	−13.3
Declining	1994–1998	0.6	+6.7	0.527	−2.0
Declining	1999–2003	−29.0	−29.5	0.661	+13.3
Declining	2004–2008	−10.8	+18.1	0.585	−7.6
Declining	2009–2013	9.0	+19.8	0.512	−7.3
Declining	2014–2018	33.5	+24.4	0.420	−9.2
Declining	2019–2023	30.9	−2.6	0.447	+2.7
Declining	2024–2025	45.7	+14.9	0.382	−6.5

Table 2.6 **Extended Data Table 5 | Decapitation by subgroup.**

Decap. (%): fraction having experienced at least one decapitation episode (1984–2025). Near (%): fraction on a short-horizon near-decapitation trajectory, defined from the most recent 5 observed years by a negative local continuation slope and projected crossing of $\theta = 0.10$ within 10 years. Median entry year is computed among decapitated glaciers only and rounded to the nearest calendar year; subgroups with Decap. $\leq 2\%$ have $n < 30$ decapitated glaciers and should therefore be interpreted cautiously

Subgroup	n	Decap. (%)	Near (%)	Median entry yr
Resilient _{G1}	1658	28.4	24.3	2017
Resilient _{G2}	5869	1.4	14.7	2020
Resilient _{G3}	3181	0.3	1.8	2018
Tippers _{G1}	2253	27.3	25.9	2023
Tippers_{G2}	1915	4.5	72.3	2025
Tippers _{G3}	3663	2.1	26.0	2023
Declining _{G1}	773	54.1	25.7	2019
Declining _{G2}	757	25.2	51.5	2023
Declining _{G3}	1679	1.7	48.2	2023
All groups	21,748	9.1	27.3	2021

Table 2.7 **Extended Data Table 6 | Tippers temperature attribution: case-crossover results. Panel A — Conditional logistic regression stratified by glacier** (within-glacier contrast: break year vs. pre-break years of the same glacier). OR: odds ratio; 95% CI: Wald confidence interval. $p < 10^{-140}$ at all lags. **Panel B — Pooled logistic regression with year fixed effects** (same-year contrast: glaciers breaking in year t vs. Tippers glaciers still at risk in year t). Tests whether glaciers undergoing transition are detectably warmer than at-risk peers in the same calendar year. The significant within-glacier OR (Panel A) combined with the non-significant same-year contrast at lag 1 (Panel B) indicates that each glacier crossed its own internal accumulation-zone threshold during locally anomalous years, rather than responding to a single synchronous climatic pulse uniformly affecting all Tippers glaciers

Panel A — Conditional logistic regression stratified by glacier

Lag	OR	95% CI	p
0 (break year)	1.764	[1.692, 1.840]	<0.001
1 (break year –1)	1.834	[1.758, 1.913]	<0.001
2 (break year –2)	1.898	[1.820, 1.980]	<0.001

Panel B — Pooled logistic regression with year fixed effects

Lag	OR	95% CI	p
0	1.258	[1.175, 1.347]	<0.001
1	1.036	[0.974, 1.102]	0.257 (NS)
2	1.366	[1.285, 1.452]	<0.001

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Le chapitre 2 montre que le recul glaciaire en Amérique du Nord occidentale est une réorganisation structurée des zones d'accumulation se déployant selon trois trajectoires distinctes — et non un continuum uniforme de dégradation — et que le destin glaciaire n'est pas réductible à la taille ni à la géographie. Les trois groupes de trajectoires — Resilient (48,3 %), Tippers (35,3 %) et Declining (14,5 %) — coexistent sur toute la région, des chaînes côtières aux massifs continentaux. Deux d'entre eux sont globalement cohérents avec ce que la glaciologie anticipait : Resilient se comporte comme une cryosphère bien tamponnée dont les rares épisodes de décapitation sont opportunistes et réversibles ; Declining confirme l'image d'un déclin structurel long depuis 1984, avec une décapitation largement irréversible. Tippers révèle un comportement difficile à anticiper : plus de 7 800 glaciers, indiscernables de Resilient jusqu'au début des années 2010, ont basculé dans un état qualitativement différent en moins d'une décennie. Ce basculement ne résulte pas d'une impulsion climatique unique et synchrone : le réchauffement régional prolongé a progressivement érodé la résilience de chaque glacier jusqu'à ce que des années localement chaudes franchissent chacun ses propres seuils internes, cohérent avec les cadres théoriques des transitions critiques dans les systèmes complexes (Lenton *et al.*, 2008; Boers & Rypdal, 2022). La décapitation affecte déjà 1979 glaciers (9,1 %), s'accélère (Mann–Kendall $\tau = 0,432$, $p < 0,001$) et présente une asymétrie de réversibilité fondamentale : forte chez Resilient (54,9 % de sorties), quasi nulle chez Tippers post-basculement (66,1 % de glaciers persistamment décapités), structurellement absente chez Declining. Crucialement, la configuration morpho-topographique et l'exposition climatique prédisent l'appartenance au groupe de trajectoire depuis des données statiques déjà disponibles pour l'inventaire complet — permettant d'identifier les glaciers les plus à risque avant que la perte de neige soit directement observable, notamment les 1915 Tippers_{G2} actuellement sur une trajectoire de décapitation imminente.

Perspectives. L’extension du pipeline à d’autres régions RGI permettrait de tester si la taxonomie à trois trajectoires et l’asymétrie de réversibilité sont des caractéristiques générales de la dynamique des zones d’accumulation face à la décapitation, ou un résultat spécifique à l’Amérique du Nord. L’enrichissement du corpus d’annotation et l’intégration de nouvelles données de validation pourraient améliorer la précision locale de F_{neige} , en particulier dans les zones de transition neige–névé–glace. Une implication centrale de ces résultats est que le déclin glaciaire peut demeurer partiellement invisible derrière un comportement de la zone d’accumulation en apparence stable, avant d’émerger sous forme de transition structurelle rapide. La décapitation glaciaire n’est donc ni un aboutissement inévitable pour tout glacier, ni une condition immédiatement irréversible dans tous les cas : sa valeur pronostique dépend entièrement de la trajectoire qui l’entoure, une distinction que les métriques agrégées de masse ou de superficie ne peuvent résoudre. Intégrer l’état fonctionnel de la zone d’accumulation dans les dispositifs continentaux de surveillance permettrait d’identifier et de suivre les glaciers les plus vulnérables avant que la défaillance structurelle ne soit directement observable.

ANNEXE I

FORÇAGES INTERANNUELS DE F_{neige} : MÉMOIRE GLACIAIRE, TEMPÉRATURE ET AÉROSOLS

Cette annexe approfondit, à partir de la série de F_{neige} produite au chapitre 2, l'analyse des forçages interannuels : sans reprendre les résultats centraux du chapitre, elle explicite comment la prédictibilité interannuelle de F_{neige} varie selon les sous-groupes comportementaux.

1. Structure du panel et variables explicatives

L'analyse repose sur un panel organisé à l'échelle glacier-année. Pour chaque glacier g et chaque année t , les variables climatiques sont transformées en anomalies par rapport à la climatologie 1991–2020 propre au glacier :

$$\text{anom}_{j,g,t} = x_{j,g,t} - \bar{x}_{j,g}^{1991-2020}. \quad (\text{A I-1})$$

Cette normalisation retire la composante inter-glaciaire permanente afin de ne conserver que le signal interannuel utilisable pour la prédiction.

L'ensemble des variables temporelles disponibles dans les bases de données climatiques mobilisées dans ce mémoire est utilisé comme prédicteurs potentiels ; voir l'inventaire complet à l'annexe V. À ces variables s'ajoute un terme de mémoire glaciaire $\text{lag_fneige}(g, t) = F_{\text{neige}}(g, t - 1)$, interprété comme un indicateur de l'héritage neigeux inter-annuel — la fraction du stock de neige conservée d'une saison à l'autre — et de l'état fonctionnel de la zone d'accumulation.

2. Modélisation et validation

Un *CatBoost Regressor* distinct est ajusté pour chacun des neuf sous-groupes. Cette séparation est nécessaire, car les relations forçage– F_{neige} ne sont pas stationnaires entre les groupes de

trajectoires. La validation est effectuée par *GroupKFold* à 5 plis, groupé par glacier, afin d'éviter toute fuite d'information temporelle intra-glacier.

La performance est suivie avec un R^2 pénalisé :

$$\text{Score}_{\text{pen}} = R_{\text{OOB}}^2 - 0.5 \cdot \max\left(0, R_{\text{train}}^2 - R_{\text{OOB}}^2\right). \quad (\text{A I-2})$$

Ce critère favorise les modèles capables de généraliser sans surajustement excessif. Les hyperparamètres sont optimisés avec Optuna, puis leur robustesse est testée par bootstrap sur 80% des glaciers de chaque sous-groupe.

3. Interprétabilité

L'importance des variables est évaluée par les valeurs SHAP, normalisées en pourcentage de contribution moyenne absolue :

$$\psi_j = \frac{|\bar{\phi}_j|}{\sum_{\ell} |\bar{\phi}_{\ell}|} \times 100 \%. \quad (\text{A I-3})$$

Les courbes ALE (*Accumulated Local Effects*) (Apley & Zhu, 2020) sont utilisées en complément pour caractériser la *forme* de la relation entre chaque variable et F_{neige} , en corrigeant les corrélations inter-variables (contrairement aux courbes de dépendance partielle). Cinq formes sont observées dans les résultats : sigmoïde croissante (effet seuil positif), sigmoïde décroissante (effet seuil négatif), linéaire par morceaux, saturation, et inversion de signe au-delà d'un seuil (*threshold-reversal*).

Mise en garde sur l'interprétation causale. Les valeurs SHAP quantifient des associations prédictives statistiques, non des causalités directes : les interprétations qui suivent doivent donc être lues comme des associations statistiques robustes, cohérentes avec des mécanismes physiques connus, jamais comme des relations causales établies. Deux limites méritent d'être soulignées. D'une part, la variable lag_fneige capte l'inertie cumulée de multiples forçages passés, et son importance ne renvoie donc pas à un mécanisme unique. D'autre part, si les

variables d'aérosols et de température sont physiquement plausibles, leur importance SHAP dépend aussi des corrélations inter-variables : une variable peut être sélectionnée comme proxy d'un processus qu'elle ne contrôle pas directement.

4. Résultats principaux

Le Tableau I-1 résume les performances des neuf modèles interannuels. Les sous-groupes très stables sont logiquement les moins prédictibles par les anomalies annuelles, tandis que les sous-groupes en transition ou en déclin répondent davantage aux forçages météorologiques de l'année. La Figure I-1 complète ce tableau en montrant la hiérarchie des contributions SHAP par sous-groupe.

Tableau-A I-1 Performances des modèles CatBoost Regressor par sous-groupe comportemental. n : nombre de paires glacier-année ;
 p : nombre de glaciers distincts

Sous-groupe	n	p	R^2	RMSE	MAE
Resilient_G1	48,566	1,658	0.387	0.248	0.201
Resilient_G2	176,126	5,869	0.408	0.159	0.118
Resilient_G3	96,305	3,181	0.177	0.099	0.059
Tippers_G1	67,949	2,253	0.559	0.187	0.145
Tippers_G2	69,916	1,915	0.609	0.132	0.096
Tippers_G3	123,118	3,663	0.595	0.134	0.097
Declining_G1	24,343	773	0.614	0.197	0.153
Declining_G2	25,664	757	0.539	0.191	0.152
Declining_G3	57,607	1,679	0.578	0.149	0.116

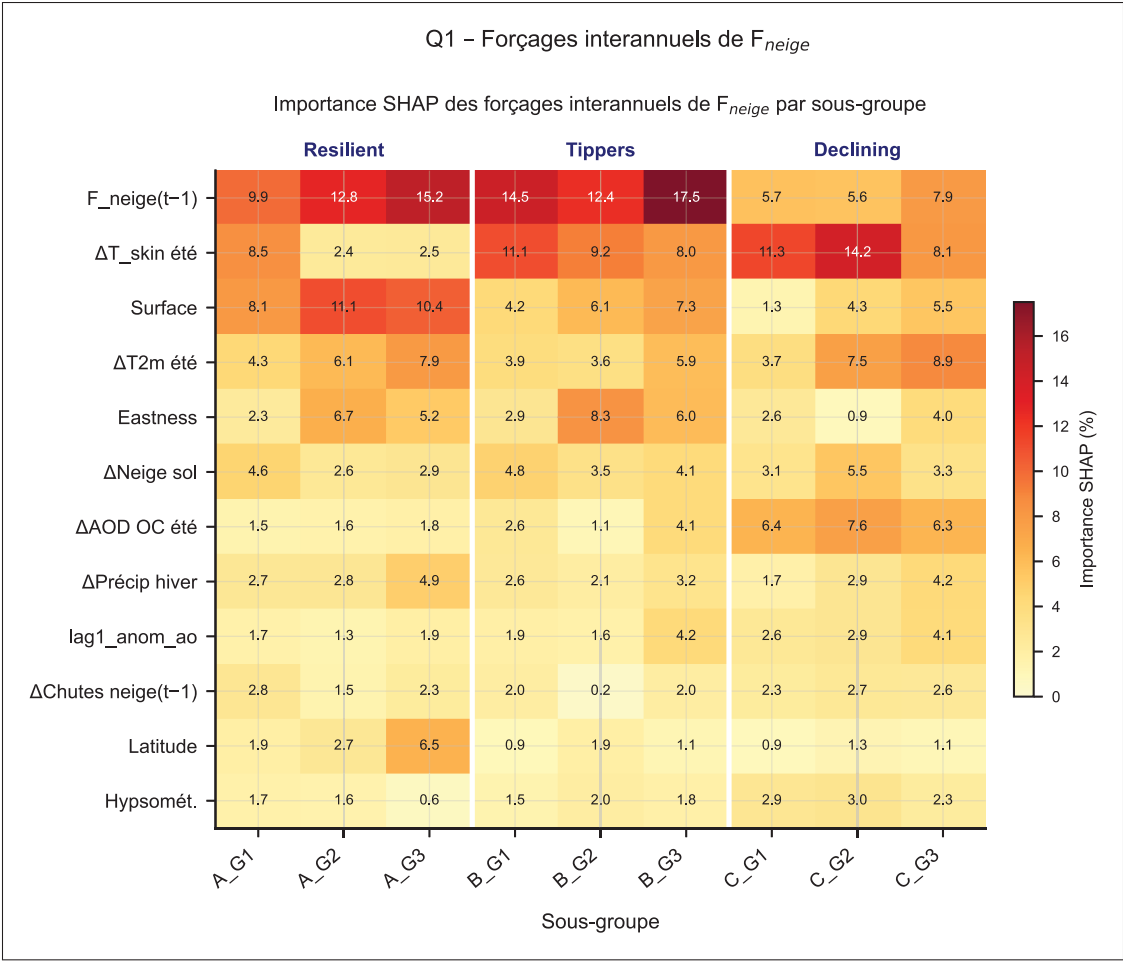


Figure-A I-1 Synthèse des profils SHAP par sous-groupe pour les forçages interannuels de F_{neige} . La hiérarchie mémoire glaciaire / forçage thermique / aérosols évolue systématiquement de Resilient vers Tippers vers Declining : $F_{neige}(t-1)$ domine chez Resilient, ΔT_{skin} été et ΔAOD OC prennent le dessus chez Declining

Trois résultats structurants ressortent. D’abord, la mémoire glaciaire domine Resilient et Tippers : lag_fneige reste dans le top-2 des contributions SHAP (10–15 %), les courbes ALE montrant une relation sigmoïde croissante, ce qui reflète l’inertie réelle du stock de neige multi-annuel. Ensuite, cette mémoire s’efface dans le groupe Declining, où la température cutanée estivale devient le premier déterminant de F_{neige} (12–15 % SHAP) : $F_{neige}(t-1)$ a perdu son pouvoir prédictif, signe que l’état de la zone d’accumulation de l’année précédente ne conditionne plus la suivante — le glacier répond directement aux anomalies thermiques de l’année sans tampon.

Enfin, un signal d'aérosols de carbone organique (feux de forêt) apparaît de manière robuste dans Tippers et Declining (bootstrap : signal confirmé dans $\geq 4/5$ répétitions pour Declining_G1 et Declining_G2), avec une relation ALE sigmoïde décroissante cohérente avec une réduction d'albédo nival par dépôt absorbant. Pour Tippers, ce signal est significativement plus fort sur la période post-rupture que pré-rupture, cohérent avec une amplification par rétroaction albédo sur une zone d'accumulation réduite — mais la fenêtre post-rupture disponible (8–9 ans) reste insuffisante pour une conclusion définitive.

5. Transition de régime de prédictibilité

Ces résultats suggèrent une transition entre trois régimes. Le groupe Resilient correspond à un régime inertiel, où l'état de l'année précédente conserve un fort pouvoir prédictif. Le groupe Declining correspond à un régime réactif sans mémoire, dominé par la température estivale. Le groupe Tippers occupe une position transitoire : sa hiérarchie de forçages reste proche de Resilient, mais sa rupture récente indique une migration vers un fonctionnement plus directement contrôlé par les anomalies thermiques.

ANNEXE II

VALIDATION EXTERNE CONTRE LE BILAN DE MASSE

Cette annexe complète la validation externe de F_{neige} présentée dans l'Extended Data Fig. 1 du chapitre 2, en se concentrant sur la validation contre le bilan de masse géodésique AMCE : la sélection quantitative de la variante de F_{neige} retenue parmi trois formulations possibles ($F_{\text{neige}}^{\text{obs}}$, $F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$ et *above-TSL*), et la décomposition de la relation bilan de masse – F_{neige} par groupe de trajectoire. La comparaison avec l'AAR terrain (52 glaciers WGMS FoG, 632 paires glacier–année, $r = 0,599$) et la dépendance à la superficie (Spearman $\rho = 0,35, 0,32, 0,15$ pour Resilient, Tippers, Declining) restent documentées dans l'Extended Data Fig. 2.5 du chapitre 2.

1. Sélection de la variante de F_{neige} retenue

L'appariement avec les données WGMS AMCE est réalisé pour trois formulations de F_{neige} : les observations directes $F_{\text{neige}}^{\text{obs}}$, la série reconstruite bidirectionnellement $F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$, et la fraction de surface au-dessus de la ligne de neige transitoire (*above-TSL*). Le Tableau II-1 résume la comparaison.

Tableau-A II-1 Comparaison des trois formulations de F_{neige} vis-à-vis du bilan de masse WGMS AMCE. r_{yearly} : corrélation au pas annuel agrégé ; r_{diff} : corrélation sur les différences inter-annuelles ; médiane glacier r : médiane des corrélations par glacier

Candidat	n paires	r_{yearly}	r_{diff}	Médiane glacier r	Décision
$F_{\text{neige}}^{\text{obs}}$	699,326	0.792	0.745	0.349	Référence observationnelle
$F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$	792,088	0.790	0.734	0.361	Retenue en aval
<i>above-TSL</i>	699,326	0.697	0.640	0.173	Rejetée

$F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$ est retenue car elle maximise le nombre de paires disponibles (792 088 contre 699 326) sans dégradation notable des corrélations, ce qui est crucial pour l'analyse comportementale à l'échelle

de l'inventaire. La candidate *above-TSL* est écartée pour ses corrélations significativement inférieures à tous les niveaux.

2. Décomposition par groupe de trajectoire

Les analyses qui suivent utilisent la variante retenue $F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$, telle que définie à la section 1 de cette annexe.

Le Tableau II-2 résume la relation $F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$ –bilan de masse par groupe. La hiérarchie Declining > Tippers > Resilient confirme que les glaciers les plus dégradés sont également ceux pour lesquels F_{neige} est le meilleur proxy local du bilan de masse.

Tableau-A II-2 Synthèse du lien entre $F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$ et le bilan de masse WGMS AMCE par groupe de trajectoire. Pair r : corrélation toutes années confondues ; Yearly r : corrélation au pas annuel ; Diff r : corrélation sur les différences ; Med. glacier r : médiane des corrélations par glacier ; Part $R^2 \geq 0,30$: fraction de glaciers dont R^2 local dépasse 0,30

Groupe	n glaciers	Pair r	Yearly r	Diff r	Med. r	$R^2 \geq 0,30$	Interprétation
Resilient	10,708	0.161	0.665	0.700	0.231	0.233	Proxy annuel modéré, local limité
Tippers	7831	0.320	0.800	0.749	0.457	0.537	Bon proxy annuel, local intermédiaire
Declining	3209	0.391	0.794	0.706	0.528	0.698	Proxy annuel fort et meilleur cas local

La Figure II-1 et la Figure II-2 détaillent cette relation à deux échelles complémentaires.

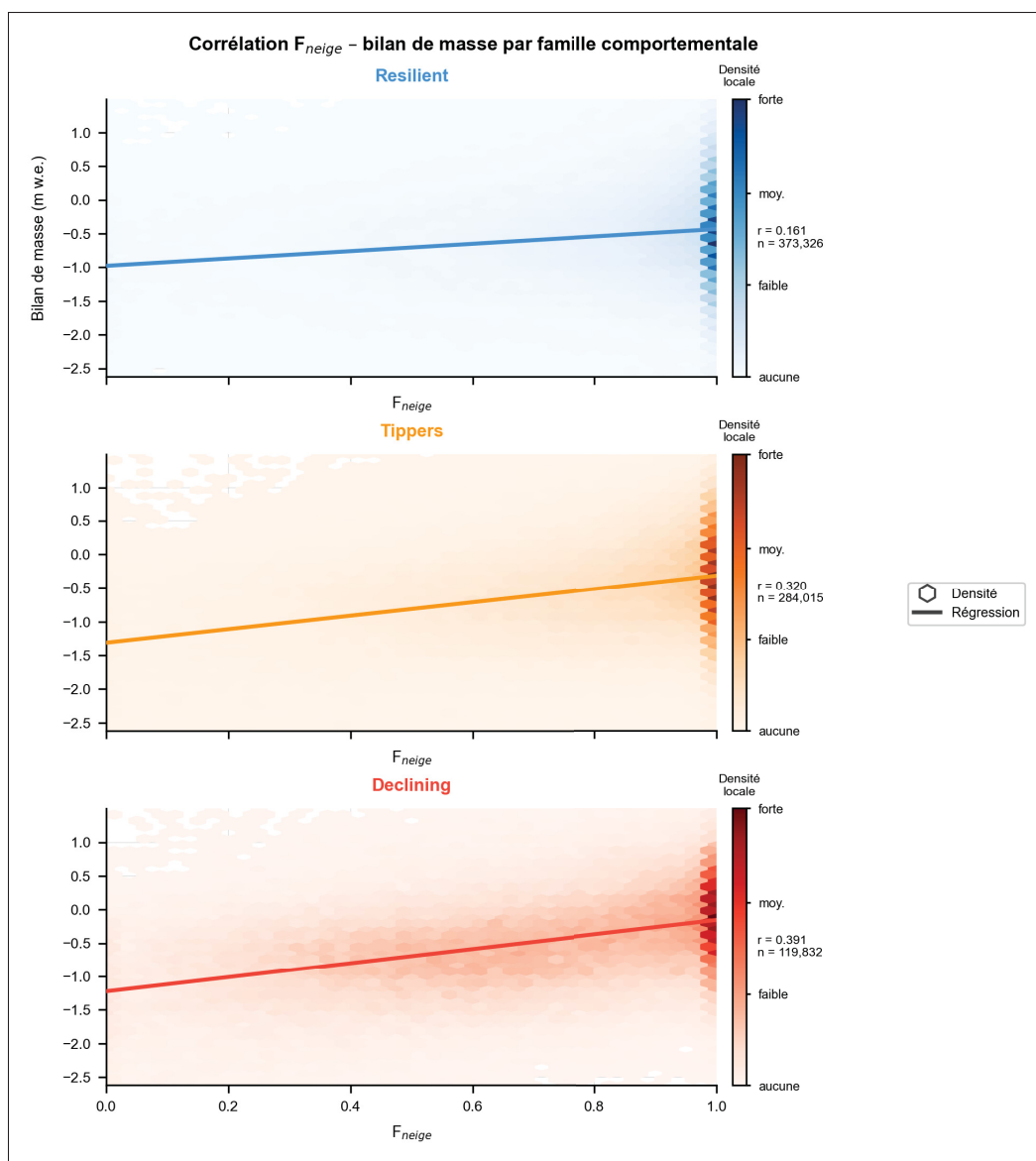


Figure-A II-1 Diagramme hexbin F_{neige}^{rec} – bilan de masse géodésique annuel WGMS AMCE au niveau paire glacier–année, par groupe de trajectoire. La densité se concentre à F_{neige} élevée (bord droit), où le bilan reste négatif pour les trois groupes, cohérent avec un déficit de masse régional structurel ; la dispersion verticale reflète la variabilité locale non captée par l’optique

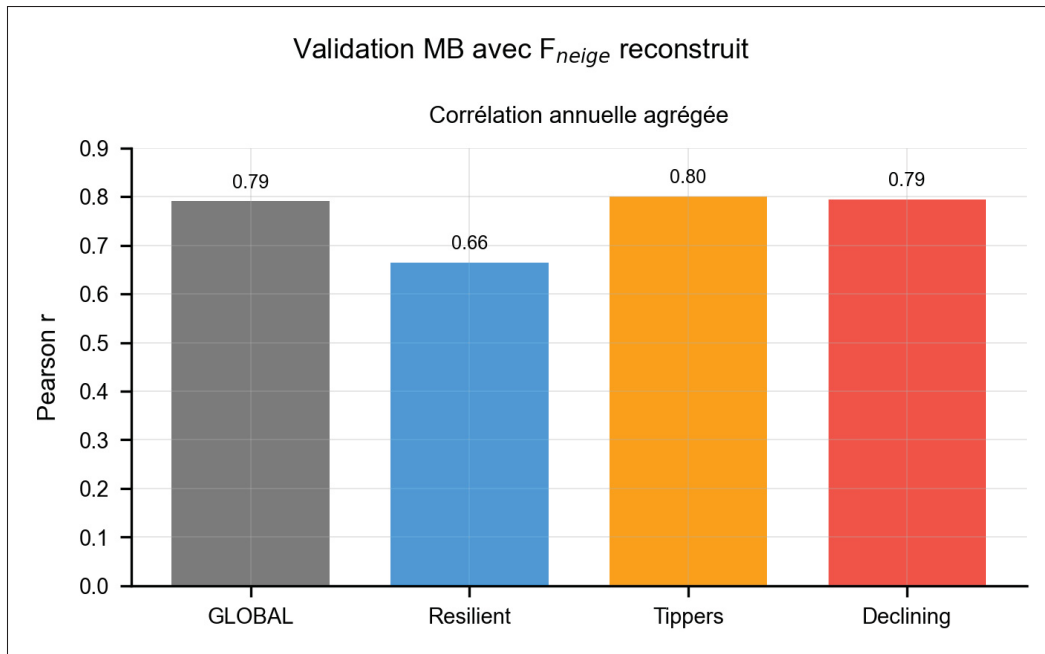


Figure-A II-2 Corrélation annuelle agrégée entre $F_{\text{neige}}^{\text{rec}}$ et le bilan de masse géodésique WGMS AMCE, par groupe de trajectoire ($n = 41$ années). Le groupe Resilient présente une corrélation nettement plus faible ($r = 0,66$) que Tippers ($r = 0,80$) et Declining ($r = 0,79$), cohérent avec le fait que le bilan de masse des glaciers résilients est davantage déterminé par l'accumulation hivernale et la dynamique en profondeur, deux processus non captés par l'observation optique de surface

La hiérarchie Declining > Tippers > Resilient dans la cohérence F_{neige} –bilan de masse peut sembler contre-intuitive. Son mécanisme est la **dynamique du signal** : le groupe Declining présente une F_{neige} structurellement basse et un déclin monotone depuis 1984, directement piloté par l'anomalie thermique estivale qui est aussi le principal forçage du bilan de masse négatif — les deux signaux covarient donc mécaniquement. Le groupe Resilient, en revanche, maintient une F_{neige} élevée et peu variable : le bilan de masse y est davantage déterminé par l'accumulation hivernale et l'amincissement dynamique en profondeur, deux processus que l'observation optique de surface ne capte pas. La hiérarchie persiste après contrôle de la superficie (Extended Data Fig. 2.5b du chapitre 2) : ce n'est pas un effet de taille mais un effet de régime.

L'ajout de variables nivales exogènes (équivalent eau de neige printanier, profondeur de neige annuelle) améliore le proxy de manière significative : sur l'ensemble des glaciers, 94 % améliorent leur R^2 ajusté et 98,7 % leur RMSE, avec un gain médian $\Delta\text{adj-}R^2 = 0,103$. Le gain est le plus marqué pour le groupe Resilient à l'échelle annuelle ($\Delta\text{adj-}R^2 = +0,130$), là où F_{neige} seul est le proxy le moins robuste. L'information nivale complète donc F_{neige} sans la remplacer, en particulier pour les glaciers où l'accumulation hivernale est le facteur limitant du bilan de masse.

Note sur les 792 088 paires. Ce chiffre repose sur des paires non indépendantes (le même glacier contribue sur de multiples années auto-corrélées). La valeur $r_{\text{yearly}} \approx 0,790$ doit être lue comme un signal fort de cohérence systémique régionale, non comme une estimation non biaisée de la relation physique glacier-par-glacier, qui reste nettement plus faible (médiane $r \approx 0,35\text{--}0,53$ selon le groupe de trajectoire).

3. Rôle de la reconstruction bidirectionnelle

La reconstruction bidirectionnelle améliore surtout la continuité temporelle. Elle ne remplace pas les observations directes pour dater les entrées en décapitation, mais elle évite qu'une année lacunaire masque un contexte de transition ou rompe artificiellement une trajectoire. Son usage en validation doit toutefois être lu avec prudence, car une partie de sa cohérence avec le bilan de masse est mécaniquement induite par les forçages climatiques utilisés dans la reconstruction elle-même.

ANNEXE III

ÉLÉMENTS TECHNIQUES COMPLÉMENTAIRES

Cette annexe rassemble plusieurs éléments techniques utiles à la lecture du mémoire :

- définition opérationnelle de la SGV et logique de construction de son masque de référence ;
- comportement de la cohorte non assignable (pente positive) ;
- protocole HPO et bootstrap multi-seeds du U-Net avec les métriques de robustesse ;
- reconstruction bidirectionnelle des séries de F_{neige} ;
- outil de visualisation de la fragmentation spatiale et de la dynamique altitudinale à l'échelle du glacier individuel ;
- métriques complémentaires de la SGV et leurs limites.

1. Construction de la Surface Glaciaire Visible

La Surface Glaciaire Visible (SGV) est définie comme l'ensemble des pixels Neige + Glace effectivement exploitables pour le calcul de F_{neige} . Son masque de référence est construit à partir de la première année (de la plus ancienne à la plus récente) satisfaisant simultanément quatre critères : composante connexe principale cohérente avec le polygone RGI, couverture Neige + Glace $\geq 70\%$ du polygone, absence d'overshoot majeur ($\leq 1,5 \times$ la surface RGI) et couverture nuageuse $\leq 10\%$. Les pixels appartenant à des polygones RGI voisins sont exclus du masque ; un remplissage des cavités internes est appliqué pour couvrir les pixels intérieurs momentanément occultés. Ce masque délimite la zone de travail sur l'ensemble de la série temporelle : il peut contenir selon les années des pixels non-glaciaires (roche, végétation, eau de fonte), présents dans la zone mais exclus du calcul de F_{neige} .

2. Cohorte non assignable : réorganisation géométrique par rétraction

Un ensemble de 407 glaciers (1,8 % de l'inventaire) présentant une pente positive apparente $\hat{\beta} > 0$ est exclu de la taxonomie. Ce signal est un artefact géométrique de la construction de la SGV : le retrait progressif élimine les zones basses à glace nue du dénominateur, concentrant

la surface résiduelle sur les secteurs hauts et enneigés, ce qui fait mécaniquement augmenter F_{neige} sans récupération réelle de la zone d'accumulation. La distribution géographique de cette cohorte et son interprétation détaillée sont présentées dans le chapitre 2 (Extended Data Fig. 2.8).

3. Robustesse du U-Net : protocole HPO et bootstrap multi-seeds

Le pipeline U-Net du chapitre 2 a été optimisé par recherche d'hyperparamètres (HPO Optuna avec TPE et élagage par *HyperbandPruner*, 50 essais sur le taux d'apprentissage, la régularisation L2 et le dropout). Le seed 0, sur lequel cette recherche HPO a été conduite (et non sélectionné a posteriori sur la base du test), est utilisé pour l'inférence ; sa dispersion bootstrap sur cinq seeds indépendants atteint $\text{mIoU} = 0,762 \pm 0,005$ en validation.

Un point complémentaire : la stabilité inter-seed (bootstrap $\text{mIoU} = 0,762 \pm 0,005$) est ce qui permet de considérer le produit F_{neige} à 786,014 observations glacier–année comme robuste à l'initialisation du réseau — une condition nécessaire pour que les analyses comportementales du chapitre 2 (groupes Resilient, Tippers, Declining) ne soient pas elles-mêmes des artefacts de l'entraînement, mais reflètent un signal stable extrait de manière reproductible du même pipeline.

4. Reconstruction bidirectionnelle des séries

Les lacunes annuelles de F_{neige} sont comblées par une reconstruction bidirectionnelle combinant un modèle *forward* ($F_{\text{neige}}(g, t)$ prédit à partir de $F_{\text{neige}}(g, t - 1)$ et des anomalies climatiques de l'année t par rapport à la climatologie 1991–2020) et un modèle *backward* ($F_{\text{neige}}(g, t)$ prédit à partir de $F_{\text{neige}}(g, t + 1)$ et des mêmes anomalies de t). La fusion pondère les deux prédictions par l'inverse de la distance temporelle à l'observation réelle la plus proche, $w_f(t) = 1/d_f(t)$ et $w_b(t) = 1/d_b(t)$ où d_f et d_b sont les nombres d'années séparant t de l'observation réelle précédente et suivante respectivement :

$$\hat{f}_{\text{neige}}(g, t) = \frac{w_f(t) \hat{y}_f(t) + w_b(t) \hat{y}_b(t)}{w_f(t) + w_b(t)}. \quad (\text{A III-1})$$

Les années observées ne sont jamais modifiées ; la reconstruction n'intervient que pour les lacunes. La qualité est évaluée par GroupKFold 5 sur les années observées traitées comme lacunes artificielles ($R^2 = 0,18\text{--}0,62$ selon le sous-groupe). Les valeurs les plus faibles correspondent aux sous-groupes les plus stationnaires (groupe Resilient) : pour un glacier dont F_{neige} varie peu, la prédiction ne fait guère mieux que la moyenne, ce qui produit un R^2 bas sans que la qualité de reconstruction soit mauvaise. L'absence de biais directionnel est vérifiée : $|R_{\text{fwd}}^2 - R_{\text{bwd}}^2| \leq 0,011$ pour tous les sous-groupes, garantissant que la fusion ne crée pas de tendance artificielle dans la série. Cette étape vient en aval du pipeline du chapitre 2 : elle améliore la continuité analytique de la série.

Les Figures III-1 à III-3 illustrent un cas représentatif par groupe. Le groupe Resilient montre comment la reconstruction lisse des lacunes courtes sans modifier l'interprétation générale. Le groupe Tippers illustre comment la continuité reconstruite aide à replacer la rupture de régime dans une trajectoire cohérente. Le groupe Declining illustre un déclin monotone avancé, où la reconstruction complète les lacunes sans créer de tendance artificielle sur une série structurellement dégradée.

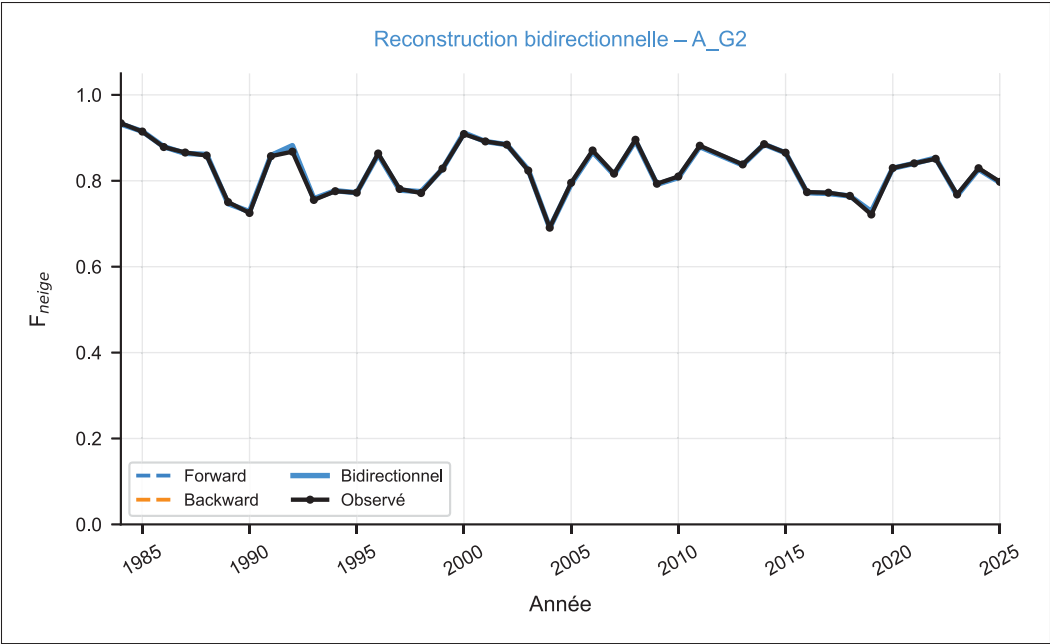


Figure-A III-1 Exemple de reconstruction bidirectionnelle pour un glacier représentatif du groupe Resilient

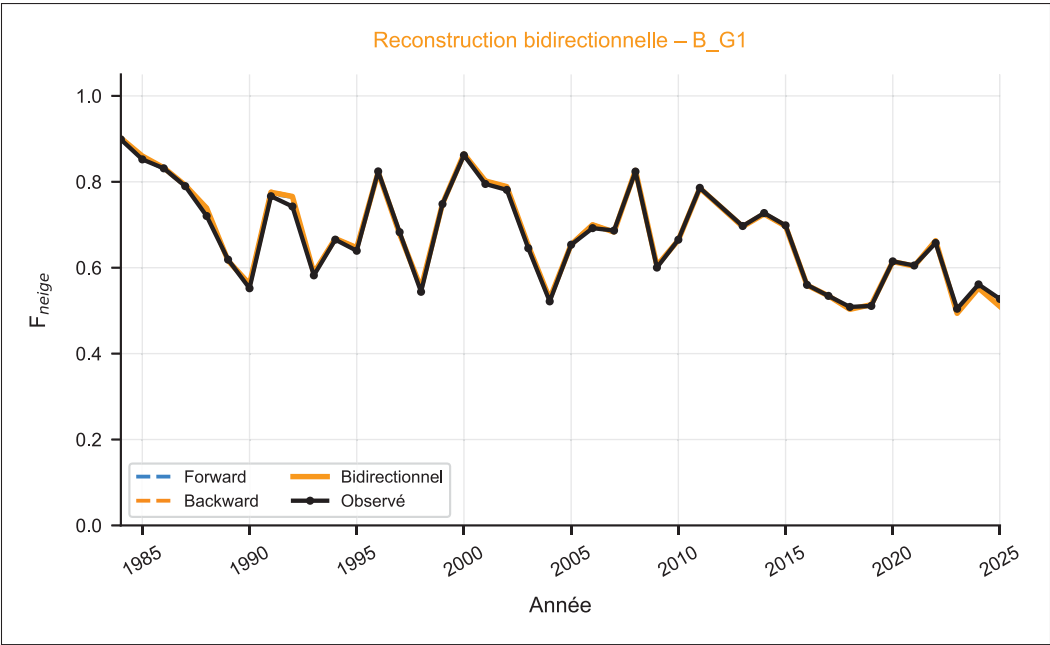


Figure-A III-2 Exemple de reconstruction pour un glacier du groupe Tippers ayant subi une rupture de régime

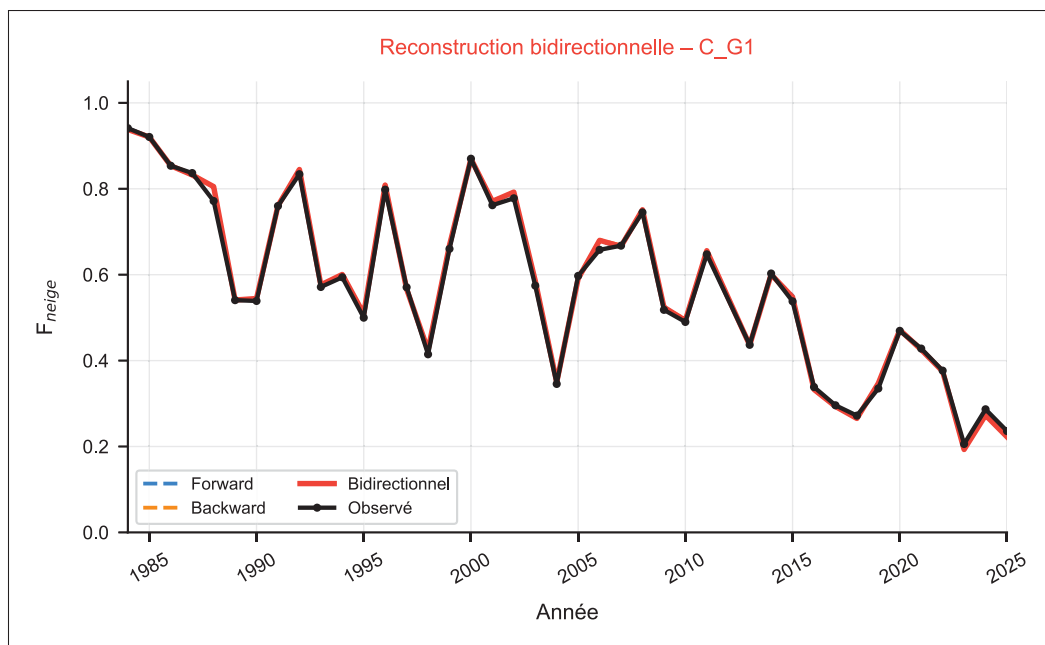


Figure-A III-3 Exemple de reconstruction pour un glacier représentatif du groupe Declining en déclin monotone avancé. La reconstruction complète les lacunes sans créer de tendance artificielle

5. Fragmentation spatiale et dynamique altitudinale d'un glacier

À l'échelle d'un glacier individuel, deux représentations complémentaires permettent de caractériser simultanément sa fragmentation spatiale et sa dynamique de retrait.

5.1 Carte de présence temporelle par composantes connexes

La première représentation suit, d'année en année, les composantes connexes de pixels Neige et de pixels Glace issues de la segmentation — seules ces deux classes sont retenues, à l'exclusion des pixels rocheux, de débris ou d'eau. Pour chaque année, les composantes connexes sont extraites et résumées par leur altitude moyenne, leur superficie et leur classe dominante. Les composantes ne sont pas reliées entre années consécutives : chaque année est représentée de façon indépendante, ce qui donne un nuage de points temporel où l'axe horizontal représente le temps, l'axe vertical l'altitude DEM moyenne des composantes, et la taille des symboles l'importance

spatiale (nombre de pixels). La ligne de neige transitoire (TSL) et l'altitude maximale de la SGV sont superposées à titre de référence altitudinale.

Cette représentation caractérise deux dimensions du comportement glaciaire : **la fragmentation** (nombre, taille et dispersion des composantes connexes Neige et Glace sur une année donnée) et **la dynamique temporelle** (évolution des altitudes moyennes et des surfaces de neige/glace d'une année à l'autre). Un glacier peu dégradé présente généralement une composante nivale dominante et stable en altitude, avec une fragmentation limitée — bien que des glaciers multi-bassins puissent légitimement présenter plusieurs composantes neigeuses même en bonne santé. Un glacier en recul avancé voit ses composantes neigeuses se réduire et remonter altitudinalement, tandis que les surfaces de glace nue représentent une part croissante de la SGV et se fragmentent à mesure que le glacier se rétracte.

La Figure III-4 illustre cet outil pour le glacier G234218E51846N, situé dans les Coast Mountains de Colombie-Britannique (Canada). On observe une composante de neige principale (cercles bleus de grande taille) stable autour de 2350 m sur l'ensemble de la période, accompagnée de fragments secondaires plus petits et plus variables. Les composantes de glace (triangles oranges/rouges) présentent une forte fragmentation interannuelle, avec des altitudes oscillant entre 2000 et 2350 m, indiquant une zone d'ablation active et hétérogène. La TSL (courbe verte pointillée) est calculée en fin de saison comme la séparation médiane entre les pixels neige et glace ; elle peut traverser des zones fragmentées sans correspondre à une frontière franche, ce qui est cohérent avec la fragmentation observée dans la partie basse du glacier. Ce type de visualisation n'est pas utilisé pour la classification à grande échelle, mais constitue un outil diagnostique pour interpréter la trajectoire d'un glacier particulier et vérifier la cohérence physique d'un basculement identifié dans les analyses globales.

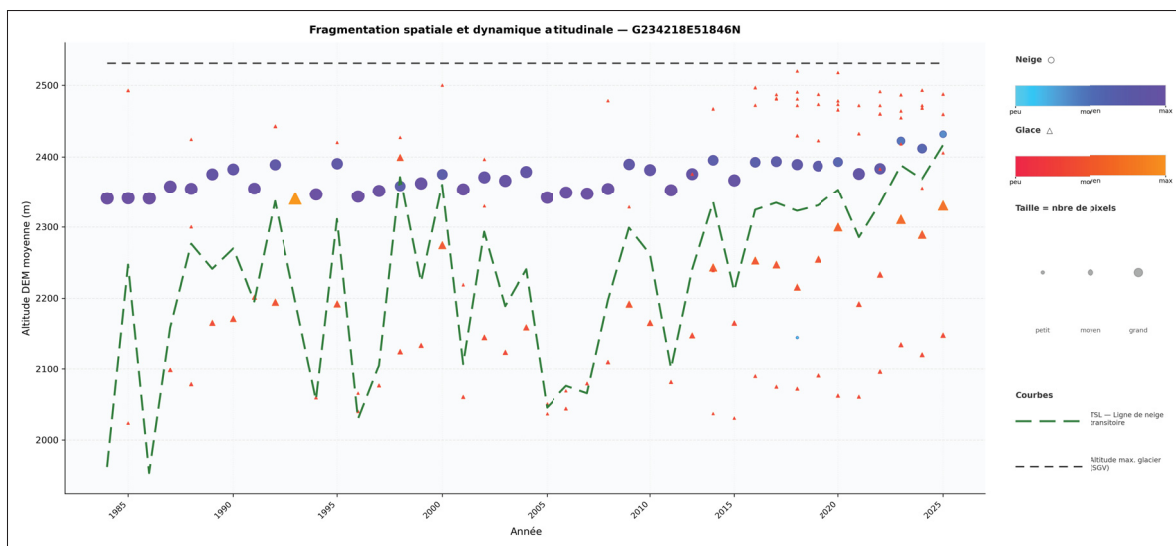


Figure-A III-4 Fragmentation spatiale et dynamique altitudinale du glacier G234218E51846N sur 1985–2025. L'axe horizontal représente l'année, l'axe vertical l'altitude DEM moyenne des composantes connexes. Les cercles bleus correspondent aux composantes de neige (Neige), les triangles orange-rouge aux composantes de glace (Glace). Seules ces deux classes sont représentées. La taille des symboles est proportionnelle au nombre de pixels ; la couleur encode l'importance relative au sein de la classe (bleu intense : groupe nival dominant ; orange foncé : groupe glaciaire dominant). Chaque année est représentée indépendamment, sans liaison entre composantes d'années consécutives. La courbe verte pointillée indique la ligne de neige transitoire (TSL) et le tiret noir l'altitude maximale de la SGV

5.2 Trajectoire des centroïdes neige et glace

La seconde représentation complète la précédente en projetant le déplacement géographique et altitudinal des centroïdes des surfaces de neige et de glace dans l'espace tridimensionnel (longitude, latitude, altitude). Plutôt que de suivre les composantes connexes individuelles année par année, on calcule le centroïde global de l'ensemble des pixels Neige d'une part, et de l'ensemble des pixels Glace d'autre part, pour chaque année disponible. La trajectoire ainsi obtenue révèle le déplacement net du centre de masse de chaque type de surface sur plusieurs décennies.

Cette représentation est particulièrement informative pour caractériser le **retrait directionnel** du glacier : un centroïde de neige qui remonte altitudinalement indique une zone d'accumulation

qui se restreint progressivement aux parties les plus hautes et les plus froides. Un centroïde de glace qui remonte également reflète la disparition préférentielle de la glace basse de la langue glaciaire sous l'effet de la fonte — la glace résiduelle se concentre sur les portions amont. Le déplacement du centroïde entre la première et la dernière observation fournit une mesure du repositionnement altitudinal et spatial du centre de masse de chaque type de surface, distincte du recul de la terminaison glaciaire mais indicative de la réorganisation géométrique globale du glacier.

La Figure III-5 illustre ces trajectoires pour le même glacier G234218E51846N. Le centroïde de neige (bleu) est localisé dans la partie haute du glacier, autour de 2400 m, et présente une faible dispersion interannuelle — cohérent avec une zone d'accumulation maintenue. Le centroïde de glace (orange) occupe une position altitudinale inférieure (~2300 m) et présente une trajectoire plus dispersée, reflet de la variabilité interannuelle de l'étendue et de la répartition de la zone d'ablation. La visualisation 3D superposée au relief DEM permet de replacer ces déplacements dans la géomorphologie locale du glacier.

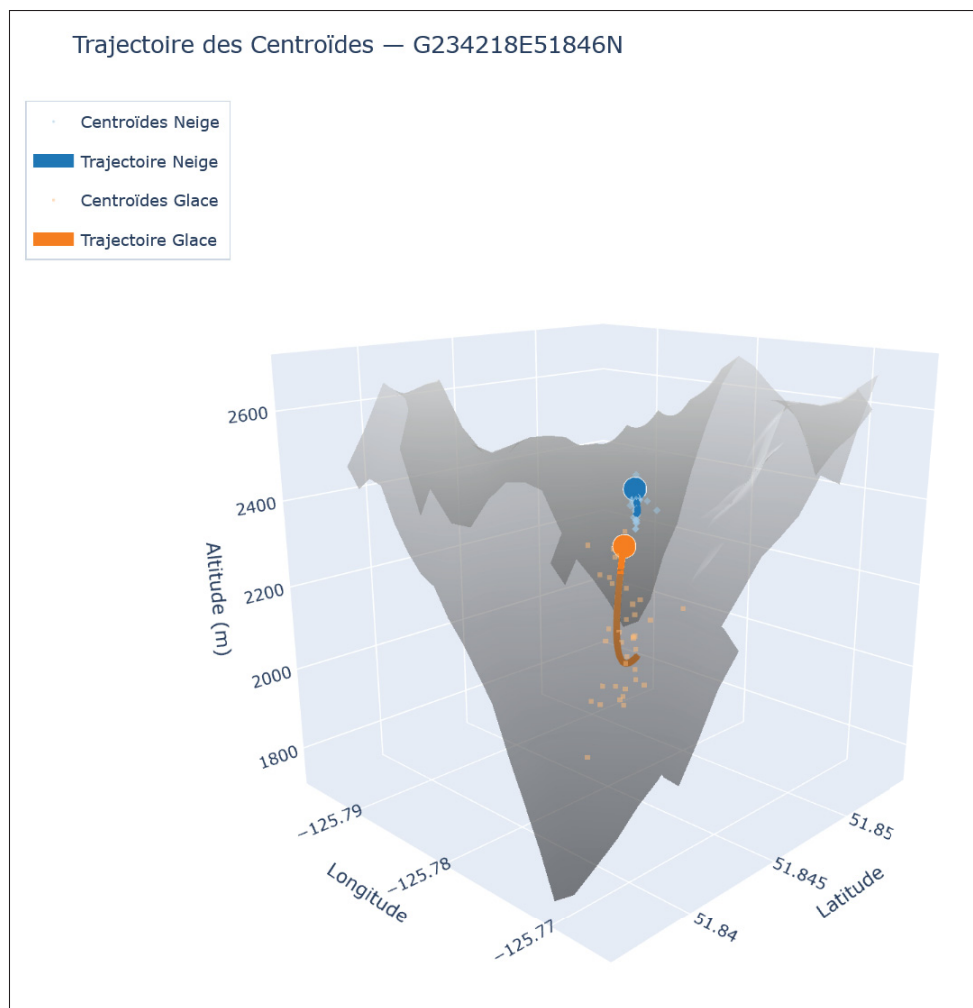


Figure-A III-5 Trajectoire des centroïdes de neige (bleu) et de glace (orange) du glacier G234218E51846N sur 1985–2025, projetée dans l'espace (longitude, latitude, altitude). Chaque point correspond au centroïde global de la classe pour une année donnée ; les lignes relient les années consécutives pour matérialiser la trajectoire de déplacement. Les gros points indiquent la direction nette du déplacement (pointe de la flèche). Le relief DEM en arrière-plan contextualise les déplacements dans la topographie locale

6. Métriques complémentaires de la SGV : potentiel et limites

Au-delà de F_{neige} (fraction de neige annuelle sur la SGV annuelle), le pipeline produit deux métriques additionnelles qui n'ont pas été mobilisées dans les analyses du chapitre 2, mais qui peuvent présenter un intérêt pour des études futures. Ces métriques utilisent la SGV de référence

comme dénominateur fixe. Rappelons que la SGV de référence est une empreinte géométrique stable du glacier délimitant son emprise telle qu'elle est définie pour l'ensemble de la série temporelle (voir section 1). Dans les années récentes, à mesure que le glacier se rétracte en deçà de cette emprise, ce masque fixe peut couvrir des zones devenues rocheuses, végétalisées ou recouvertes d'eau de fonte. Leur interprétation et leurs limites sont décrites ci-dessous.

6.1 $F_{\text{neige}}^{\text{SGVref}}$: fraction de neige normalisée par la surface de référence

La métrique $F_{\text{neige}}^{\text{SGVref}}$ est définie comme la fraction de neige de fin de saison calculée non pas sur la SGV annuelle (variable), mais sur la SGV de référence — le masque fixe déterminé lors de la construction du masque de travail (voir Section 1). Formellement :

$$F_{\text{neige}}^{\text{SGVref}}(g, t) = \frac{\text{pixels Neige}(g, t) \cap \text{SGV}_{\text{ref}}(g)}{|\text{SGV}_{\text{ref}}(g)|}. \quad (\text{A III-2})$$

Intérêt. Contrairement à F_{neige} , dont le dénominateur varie d'une année à l'autre avec la SGV observée, $F_{\text{neige}}^{\text{SGVref}}$ mesure la capacité de production de neige du glacier en référence à sa surface maximale observable — une notion proche de l'AAR mais sans nécessiter la connaissance de l'ELA. Elle permet de quantifier la *perte de capacité productive* du glacier dans le temps, indépendamment des artefacts géométriques de rétraction qui peuvent biaiser F_{neige} (voir la section sur la cohorte non assignable dans cette même annexe). En particulier, un glacier dont la langue se rétracte hors de la SGV annuelle verra sa F_{neige} augmenter mécaniquement (artefact géométrique), tandis que sa $F_{\text{neige}}^{\text{SGVref}}$ restera stable ou diminuera, révélant la perte réelle de surface productive.

Limites d'utilisation dans ce travail.

- *Bruit modèle* : lorsque le modèle U-Net sous-performe sur une année (couverture nuageuse résiduelle, artefact spectral, etc.), la classe erronée s'étend à l'ensemble de la SGV ref, amplifiant le bruit. Les erreurs de classification totale d'une année (glacier entièrement classifié en non-neige) produisent un signal de zéro absolu potentiellement trompeur.

- *Non-équivalence avec l'AAR* : le masque SGV de référence délimite la zone de travail géographique du glacier ; dans les années récentes, ce masque peut contenir des pixels roche, débris supraglaciaires, eau de fonte ou végétation de marge là où le glacier s'est rétracté. La métrique ne sépare pas non plus la zone d'accumulation vraie des zones périphériques spectralement similaires, ce qui la différencie de l'AAR classique.
- *Sensibilité à la qualité du masque de référence* : des pixels de bordure manquants ou une mauvaise séparation de glaciers voisins dans le masque de référence introduiraient un biais systématique sur toute la série, rendant les comparaisons inter-glaciers peu fiables.

6.2 F_{SGV}^{SGVref} : taux d'occupation annuel du glacier relativement à son emprise de référence

La métrique F_{SGV}^{SGVref} est définie comme la fraction de la SGV de référence effectivement occupée par des pixels neige ou glace lors d'une observation donnée :

$$F_{SGV}^{SGVref}(g, t) = \frac{\text{pixels Neige+Glace}(g, t) \cap \text{SGV}_{ref}(g)}{|\text{SGV}_{ref}(g)|}. \quad (\text{A III-3})$$

Intérêt. Cette métrique mesure la disparition globale du glacier — neige et glace confondues — par rapport à son emprise de référence. Contrairement à F_{neige} qui caractérise l'état de la zone d'accumulation, F_{SGV}^{SGVref} capture la *rétraction géométrique globale* du glacier, analogue à un indicateur de superficie normalisé. Un glacier dont la surface diminue progressivement verra ce ratio décliner de manière monotone. Cette métrique est complémentaire des inventaires de superficie (qui utilisent des polygones RGI fixes) car elle se base sur des observations annuelles réelles de la surface glaciaire détectée.

Limites d'utilisation dans ce travail.

- *Dépendance forte à la SGV ref* : comme F_{neige}^{SGVref} , toute erreur de calibration du masque de référence se propage directement dans la métrique, avec un impact d'autant plus fort que le masque de référence est mal délimité.

- *Sous-détection de glace dégradée* : la classe Glace du modèle U-Net est la moins bien discriminée (chapitre 2). Pour F_{SGV}^{SGVref} , qui intègre Neige + Glace, la confusion glace–neige est sans conséquence sur la somme. En revanche, la glace couverte de débris ou fortement dégradée — observée manuellement dans les années récentes — peut être classée hors des deux classes glaciaires et exclue du numérateur, sous-estimant la surface Neige + Glace effective pour les glaciers à langue très dégradée.

Ces deux métriques sont produites par le pipeline et disponibles dans les fichiers de sortie par glacier, mais elles ne sont mobilisées dans aucune des analyses comparatives présentées dans ce travail. Leur valorisation à grande échelle supposerait soit une amélioration de la détection des glaciers très dégradés par le modèle U-Net, soit une redéfinition du masque de référence SGV moins sensible au biais géométrique de rétraction — deux axes qui dépassent la portée de ce travail.

ANNEXE IV

FORÇAGES CLIMATIQUES RÉGIONAUX ET CONTEXTE DES SIGNAUX OBSERVÉS (1984–2025)

Cette annexe met en regard deux séries d’informations indépendantes : les signaux extraits des données au chapitre 2 — évolution interannuelle de F_{neige} , fenêtre de basculement des Tippers, phases d’accélération des décapitations — et une chronologie des principaux événements climatiques régionaux documentés dans la littérature pour le Pacifique Nord-Est et l’Alaska sur la même période (Figure IV-1). L’objectif est uniquement de vérifier la **cohérence temporelle** entre ces deux séries : les phases d’activité climatique intense coïncident-elles avec les périodes où les données montrent une dégradation accélérée ? Cette mise en regard est contextuelle et ne constitue pas une attribution causale formelle.

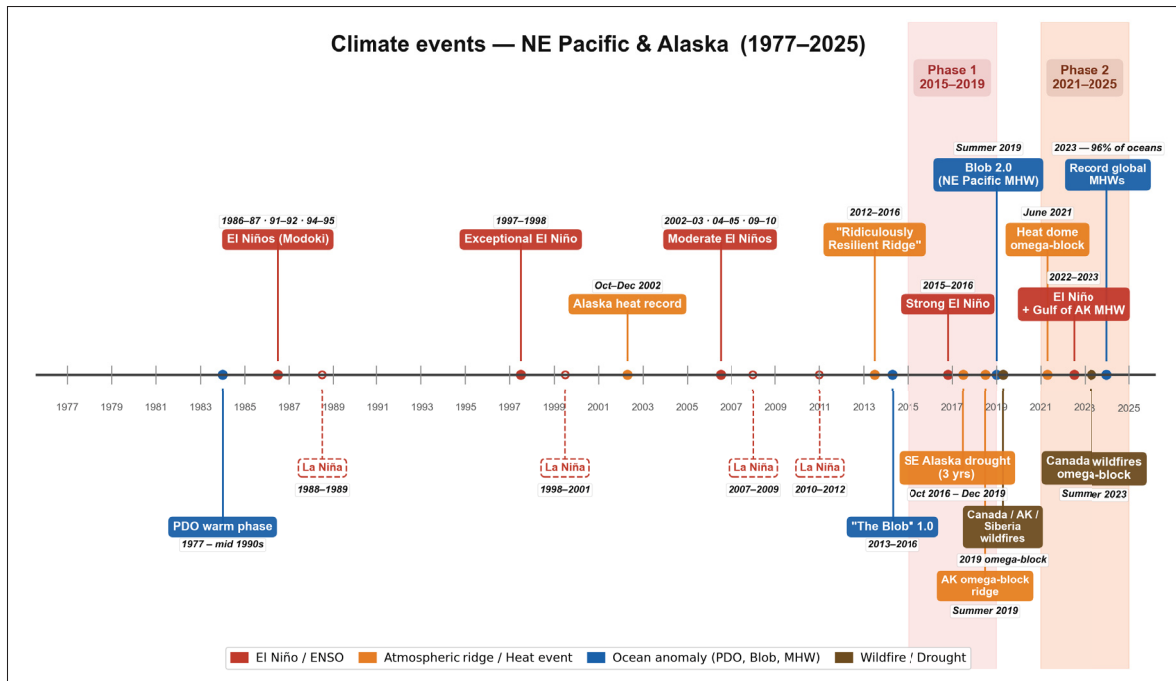


Figure-A IV-1 Chronologie des principaux événements climatiques affectant le Pacifique Nord-Est et l'Alaska (1977–2025). Quatre catégories d'événements sont représentées : épisodes El Niño/ENSO (rouge plein), épisodes La Niña (rouge, contour en tirets), crêtes atmosphériques et événements de chaleur (orange), anomalies océaniques (bleu ; phase chaude de la PDO, vagues de chaleur marines, *The Blob*) et feux de forêt (brun). Les bandes de fond grisées indiquent les deux périodes de forçages composés simultanés discutées dans le texte (2015–2019 et 2021–2025). Sources : Papineau (2001), McPhaden (1999), Mantua *et al.* (1997), Bond *et al.* (2015), Swain *et al.* (2014), Amaya *et al.* (2020), Weidman *et al.* (2021), Philip *et al.* (2022), Jiang *et al.* (2024), Kirchmeier-Young *et al.* (2024)

1. Creux interannuels de F_{neige} et épisodes El Niño

La Figure 2.2e du chapitre 2 montre la médiane annuelle de F_{neige} par groupe sur 1984–2025. Avant 2013, les trois groupes présentent un comportement commun : leurs médianes oscillent autour de niveaux relativement stables, avec des creux synchrones qui apparaissent certaines années puis se résorbent. Cette synchronie, observée sur l'ensemble des groupes sans qu'aucune analyse statistique formelle ne soit menée ici, constitue une observation cohérente qu'il est utile de mettre en regard des forçages climatiques régionaux documentés ci-dessous.

La comparaison avec la Figure IV-1 montre en effet que ces creux synchrones coïncident, dans plusieurs cas, avec des épisodes El Niño documentés. Les baisses de 1987, 1992, 1995 et 1998 correspondent aux El Niños de 1986–1987, 1991–1992, 1994–1995 et 1997–1998 respectivement (McPhaden, 1999). Le creux de 2016 coïncide avec le fort El Niño de 2015–2016 (Huang, L’Heureux, Hu & Zhang, 2016). L’effet d’El Niño sur les glaciers d’Alaska et de l’Ouest nord-américain passe principalement par des **hivers plus chauds et plus secs** réduisant l’accumulation neigeuse hivernale (Papineau, 2001). Ce signal est visible simultanément sur les trois groupes : lors de ces épisodes, les courbes Resilient, Tippers et Declining s’infléchissent en phase, indiquant que les El Niños opèrent comme des *forçages synchronisants* sur l’ensemble de la population glaciaire, sans distinguer les groupes entre eux.

Caractéristique essentielle de la période 1984–2012 : après chaque creux, les trois groupes retrouvent leurs niveaux habituels. Les épisodes La Niña de 1999–2001 et 2007–2008 correspondent à des années où F_{neige} se maintient au-dessus de sa tendance, cohérent avec le signal hivernal inverse documenté par Papineau (2001). Cette alternance El Niño / La Niña constitue le signal climatique interannuel dominant sur la première moitié de la période, avec une dynamique de forçage–récupération qui ne laisse pas de trace persistante dans les trajectoires de F_{neige} .

Pendant cette même période, les entrées en décapitation restent faibles, généralement inférieures à 30 par an (Figure 2.1a), avec quelques légères hausses lors des El Niños les plus forts mais sans tendance structurelle.

2. Cohérence entre le basculement des Tippers et l’accumulation de forçages (2013–2020)

Le test QLR du chapitre 2 détecte une rupture de régime du groupe Tippers dans la fenêtre 2013–2020 (ligne verticale pointillée, Figure 2.2e). Cette rupture est visible directement dans la figure : avant 2013, la médiane des Tippers oscille autour de 85–95 % avec retour aux niveaux habituels après chaque creux. À partir de 2013, la médiane entame une descente progressive qui

ne se résorbe pas, passant de $\sim 90\%$ à $\sim 65\text{--}70\%$ en fin de période. Les sous-groupes Tippers_{G1} et Tippers_{G2} illustrent particulièrement ce changement (Figure 2.2f) : leurs trajectoires, relativement stables jusqu'en 2013–2015, s'orientent ensuite à la baisse sans récupération complète entre les épisodes défavorables.

Cette fenêtre correspond dans la chronologie régionale à une configuration sans précédent sur la période observée : plusieurs anomalies majeures se succèdent sans intervalle de récupération entre elles. La **crête résiliente “Ridiculously Resilient Ridge”** (2013–2015) maintient des conditions anticycloniques persistantes sur le Pacifique Nord-Est, détournant les perturbations pacifiques (Swain *et al.*, 2014). Simultanément, la **vague de chaleur marine *The Blob*** (2013–2016) élève les SST du Golfe d'Alaska de 2 à 3°C au-dessus des normales, avec des anomalies locales atteignant ponctuellement +4°C (Bond *et al.*, 2015). Avant que ces deux anomalies ne s'atténuent, le **fort El Niño de 2015–2016** — l'un des trois plus intenses jamais enregistrés (Huang *et al.*, 2016) — leur succède directement. La crête de blocage oméga de l'été 2019, ayant établi un record de température à Anchorage (32,2°C le 4 juillet 2019) (Weidman *et al.*, 2021), clôturera cette séquence.

La section précédente a établi que 1984–2012 suit une dynamique de forçage–récupération : chaque creux lié à un épisode El Niño se résorbe, et les trois groupes reviennent à leurs niveaux habituels. Ce qui distingue structurellement 2013–2020 de cette période n'est donc pas l'intensité d'un événement isolé — 1997–1998 fut également un El Niño extrême (McPhaden, 1999) sans laisser de trace persistante — mais l'**absence de phase de récupération** : RRR, Blob et El Niño 2015–2016 se succèdent sans laisser aux zones d'accumulation le temps de retrouver leurs conditions initiales. C'est cette rupture de configuration, et non un événement isolé, qui est cohérente avec le basculement détecté par le test QLR.

Les grands feux de forêt au Canada et en Alaska sur la période 2014–2019 ont par ailleurs contribué à des dépôts d'aérosols absorbants sur les surfaces neigeuses, signal retrouvé dans les attributions SHAP du groupe *Tippers* comme second prédictor (profondeur optique d'aérosols de carbone organique, 12,8 % d'importance SHAP).

3. Cohérence entre les phases d'accélération des décapitations et les forçages composés

La Figure 2.1a montre que les entrées annuelles en décapitation présentent une structure nettement discontinue sur 1984–2025. Une longue période de faible activité (< 50 entrées par an) domine jusqu'en 2012, interrompue seulement par des hausses ponctuelles lors des El Niños les plus forts, sans tendance structurelle. Deux phases d'accélération s'en détachent ensuite, séparées par une légère atténuation autour de 2019–2020.

La comparaison avec la Figure IV-1 montre que chacune de ces deux phases coïncide avec une période de forçages composés simultanés.

La **première phase d'accélération (2013–2020)** coïncide avec la superposition RRR + Blob + El Niño 2015–2016 décrite à la section précédente. Les entrées progressent de ~ 50 en 2013 pour atteindre ~ 360 vers 2017, puis redescendent partiellement vers 2019–2020. Dans la Figure 2.2e, cette même période voit le groupe Declining descendre progressivement de $\sim 80\%$ vers $\sim 60\%$ de F_{neige} médiane, et le groupe Tippers amorcer sa descente structurelle. La quasi-stagnation des entrées en 2019–2020 coïncide dans la chronologie avec la fin de l'El Niño 2018–2019 et une période sans anomalie composite majeure documentée. Cette coïncidence est compatible avec l'hypothèse, non testée formellement ici, qu'un forçage moins intense laisse moins de glaciers franchir le seuil de décapitation au cours d'une saison donnée ; elle est rapportée comme observation cohérente plutôt que comme résultat démontré.

La **seconde phase d'accélération (2021–2025)** est la plus intense, avec un pic de 520 nouvelles décapitations en 2023 et une prévalence cumulée atteignant $9,1\%$ en 2025. Elle coïncide avec un second épisode de forçages composés distinct : le dôme de chaleur de juin 2021, événement dont l'occurrence était virtuellement impossible sans changement climatique anthropique (Philip *et al.*, 2022), initie la séquence avec des anomalies thermiques records sur le Pacifique Nord-Ouest. Les anomalies marines dans le Golfe d'Alaska se maintiennent sur 2021–2023 (Amaya *et al.*, 2020). L'El Niño de 2023–2024, parmi les plus intenses de l'ère instrumentale (Jiang *et al.*, 2024), amplifie le signal thermique régional pendant la saison d'ablation 2023. Les feux de forêt

au Canada de l'été 2023 (~15 millions d'hectares brûlés, record historique) (Kirchmeier-Young *et al.*, 2024) génèrent des panaches d'aérosols atteignant les surfaces glaciaires d'Alaska et du Yukon. Dans la Figure 2.2e, le groupe Declining atteint une médiane de F_{neige} d'environ 40 % en fin de période, niveau le plus bas de toute l'archive, tandis que les Tippers se stabilisent autour de 65–70 % sans récupération vers les niveaux d'avant 2013.

La légère baisse des entrées en 2024–2025 ne signale pas une atténuation structurelle : elle reflète probablement la réduction du stock de glaciers encore susceptibles de franchir le seuil pour la première fois, les plus vulnérables ayant déjà basculé lors des années précédentes.

Cette cohérence temporelle, visible à la fois sur l'évolution de F_{neige} (Figure 2.2e–f) et sur les phases de décapitation (Figure 2.1a), conforte l'interprétation du chapitre 2 sans en constituer une preuve causale : d'autres facteurs locaux — topographie, exposition — structurent également les trajectoires individuelles, comme le montrent les analyses de vulnérabilité du chapitre 2. Cette lecture est cohérente avec le cadre plus large des typologies d'événements composés et des méthodes d'attribution (Zscheischler *et al.*, 2020; Swain *et al.*, 2020), déjà mobilisé plus haut pour interpréter les fenêtres de forçages régionaux.

ANNEXE V

SOURCES DE DONNÉES ET MODÈLES NUMÉRIQUES D'ÉLÉVATION

1. Inventaire des sources primaires

Cette annexe récapitule l'ensemble des bases de données mobilisées dans le chapitre 2 du mémoire, afin de fournir un inventaire complet des sources primaires.

1.0.0.1 Inventaire glaciaire.

Le Randolph Glacier Inventory version 7.0 (RGI 7.0; RGI Consortium 2023) fournit les polygones de référence pour les régions 01 (Alaska) et 02 (Canada occidental et États-Unis), soit 46 047 polygones avant filtrage.

1.0.0.2 Imagerie satellitaire optique (chapitre 2).

Les données d'imagerie sont accédées via Google Earth Engine (Gorelick *et al.*, 2017) :

- Landsat 5 TM (Collection 2 TOA, 1984–2011);
- Landsat 7 ETM+ SLC-on (Collection 2 TOA, juillet–septembre 1999–2002 uniquement; période SLC-off 2003– exclue);
- Landsat 8 OLI (Collection 2 TOA, 2013–);
- Landsat 9 OLI-2 (Collection 2 TOA, 2021–);
- Sentinel-2 MSI (Level-1C, 2015–).

Toutes les acquisitions sont limitées à la fenêtre 1^{er} juillet – 30 septembre pour couvrir le pic de la saison d'ablation.

1.0.0.3 Données de validation terrain (chapitre 2 et annexe II).

- WGMS *Fluctuations of Glaciers* (FoG) : mesures d'AAR de terrain pour 52 glaciers instrumentés du domaine d'étude (632 paires glacier–année);

- *WGMS Annual Mass Changes and Equilibrium (AMCE)* : bilan de masse géodésique annuel pour les glaciers avec données disponibles dans l’inventaire de travail (227 glaciers sans données AMCE exclus de cette comparaison uniquement).

1.0.0.4 Données climatiques et environnementales (chapitre 2).

Les variables climatiques sont extraites de treize sources, présentées par ordre décroissant de résolution spatiale pour la température et les précipitations :

- **Daymet v4** (Thornton *et al.*, 2020) — grille journalière à 1 km sur l’Amérique du Nord ; fournit $T_{\min}$, $T_{\max}$, précipitations, rayonnement ondes courtes, pression de vapeur, équivalent en eau de neige et durée du jour ;
- **TerraClimate** (Abatzoglou *et al.*, 2018) — résolution mensuelle ~ 4 km, couverture mondiale ; fournit notamment le déficit en pression de vapeur (VPD), l’évapotranspiration réelle, l’humidité du sol et le déficit hydrique climatique, en complément de Daymet ;
- **ERA5-Land** (Muñoz-Sabater *et al.*, 2021) — réanalyse de surface à ~ 9 km, horaire depuis 1950 ; fournit T_{2m} , $T_{\max}$, T_{skin} , précipitations, rayonnement, humidité du sol sur quatre couches et neige au sol ;
- **ERA5** (Hersbach *et al.*, 2020) — réanalyse atmosphérique globale à ~ 31 km ; utilisé pour les variables de grande échelle absentes d’ERA5-Land (vents zonaux et méridiens à plusieurs niveaux, transport d’humidité intégré) ;
- **MODIS MAIAC MCD19A2** (Lyapustin *et al.*, 2018) — profondeur optique d’aérosols (AOD) à 0,47 et 0,55 μm , résolution 1 km journalière ; covariable de forçage radiatif dans l’analyse de vulnérabilité ;
- **NOAA OISST** (Huang *et al.*, 2021) — température de surface de la mer (SST) à $0,25^\circ$ quotidien depuis 1981 ;
- **Indices de téléconnexion NOAA** (PDO, AO, ENSO/ONI et dérivés) — séries mensuelles des principales oscillations atmosphériques et océaniques, covariables de grande échelle ;
- **MODIS MOD10A1 v6.1** (Hall & Riggs, 2002) — couverture neigeuse journalière à 500 m ; fournit l’indice NDSI (0–100), l’albédo de neige et les données de contrôle qualité ;

- **MODIS MCD64A1 v6.1** (Giglio *et al.*, 2018) — zones brûlées mensuelles à 500 m ; fournit la date de combustion et l'indice qualité associé ;
- **Rivières atmosphériques (ARTMIP/ERA5)** (Guan & Waliser, 2019) — catalogues binaires journaliers d'occurrence de rivières atmosphériques détectées dans ERA5 par transport intégré de vapeur d'eau (IVT), covariable de précipitations extrêmes ;
- **WorldClim v2** (Fick & Hijmans, 2017) — normales bioclimatiques 1970–2000 à ~1 km ; 19 variables (bio1–bio19) synthétisant température annuelle moyenne, amplitudes thermiques et régimes pluviométriques saisonniers ;
- **Köppen-Geiger** (Beck *et al.*, 2018) — classification climatique mondiale à 1 km ; covariable catégorielle (classe A–E avec sous-types) dans le classifieur CatBoost ;
- **Pergélisol** (Obu *et al.*, 2019) — modélisation à 1 km sur l'hémisphère Nord ; fournit la température annuelle du sol (MAGT) et la probabilité de pergélisol (fraction 0–1), covariables auxiliaires dans le classifieur CatBoost.

1.0.0.5 Modèles numériques d'élévation (chapitre 2).

Deux MNE sont utilisés pour l'extraction des dérivées topographiques (pente, exposition, relief altitudinal) et le calcul de l'altitude de la ligne de neige transitoire (TSL) :

- **ArcticDEM** (Porter *et al.*, 2023) — mosaïque à 2 m ré-échantillonnée ; utilisé en priorité dès qu'une tuile couvre le polygone glaciaire ;
- **Copernicus DEM GLO-30** (Copernicus Data Space Ecosystem, n.d.) — maillage mondial à 30 m ; utilisé en repli pour les glaciers hors couverture ArcticDEM.

Les deux produits sont ré-échantillonnés à la résolution de la scène et co-enregistrés au polygone RGI avant tout calcul. L'anomalie de ligne de neige $TSL'(g, t)$ est calculée relativement à la climatologie propre au glacier sur 1991–2020, afin d'éliminer les biais d'exposition et d'altitude entre glaciers. Pour les années antérieures à 1991 (1984–1990), les anomalies sont calculées par rapport à cette même climatologie de référence, de sorte que ces années apparaissent comme des déviations par rapport à la normale 1991–2020, ce qui est cohérent avec l'interprétation d'un changement relatif sur l'ensemble de la série.

BIBLIOGRAPHIE

- Abatzoglou, J. T. & Williams, A. P. (2016). Impact of Anthropogenic Climate Change on Wildfire across Western US Forests. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(42), 11770–11775. doi : 10.1073/pnas.1607171113.
- Abatzoglou, J. T., Dobrowski, S. Z., Parks, S. A. & Hegewisch, K. C. (2018). TerraClimate : A High-Resolution Global Dataset of Monthly Climate and Climatic Water Balance from 1958–2015. *Scientific Data*, 5, 170191. doi : 10.1038/sdata.2017.191.
- Akiba, T., Sano, S., Yanase, T., Ohta, T. & Koyama, M. (2019). Optuna : A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework. *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp. 2623–2631. doi : 10.1145/3292500.3330701.
- Amaya, D. J., Miller, A. J., Xie, S.-P. & Kosaka, Y. (2020). Physical drivers of the summer 2019 North Pacific marine heatwave. *Nature Communications*, 11, 1903. doi : 10.1038/s41467-020-15820-w.
- Andrews, D. W. K. (1993). Tests for Parameter Instability and Structural Change With Unknown Change Point. *Econometrica*, 61(4), 821–856. doi : 10.2307/2951764.
- Apley, D. W. & Zhu, J. (2020). Visualizing the Effects of Predictor Variables in Black Box Supervised Learning Models. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B*, 82(4), 1059–1086. doi : 10.1111/rssb.12377.
- Beck, H. E., Zimmermann, N. E., McVicar, T. R., Vergopolan, N., Berg, A. & Wood, E. F. (2018). Present and Future Köppen-Geiger Climate Classification Maps at 1-km Resolution. *Scientific Data*, 5, 180214. doi : 10.1038/sdata.2018.214.
- Benn, D. I. & Evans, D. J. A. (2014). *Glaciers and Glaciation* (éd. 2). Routledge. doi : 10.4324/9780203785010.
- Berthier, E., Schiefer, E., Clarke, G. K., Menounos, B. & Rémy, F. (2010). Contribution of Alaskan Glaciers to Sea-Level Rise Derived from Satellite Imagery. *Nature Geoscience*, 3, 92–95. doi : 10.1038/ngeo737.
- Bevington, A. R. & Menounos, B. (2025). Glaciers in Western North America Experience Exceptional Transient Snowline Rise over Satellite Era. *Environmental Research Letters*, 20(5), 054044. doi : 10.1088/1748-9326/adc9ca.

- Boers, N. & Rypdal, M. (2022). Theoretical and Empirical Evidence of Tipping Points in Complex Systems and Their Relevance for Earth System Analysis. *Earth System Dynamics*, 13(3), 1421–1434. doi : 10.5194/esd-13-1421-2022.
- Bolch, T., Menounos, B. & Wheate, R. (2010). Landsat-Based Inventory of Glaciers in Western Canada, 1985–2005. *Remote Sensing of Environment*, 114(1), 127–137. doi : 10.1016/j.rse.2009.08.015.
- Bond, N. A., Cronin, M. F., Freeland, H. & Mantua, N. (2015). Causes and impacts of the 2014 warm anomaly in the NE Pacific. *Geophysical Research Letters*, 42, 3414–3420. doi : 10.1002/2015GL063306.
- Chu, X., Yao, X., Duan, H., Chen, C., Li, J. & Pang, W. (2022). Glacier Extraction Based on High-Spatial-Resolution Remote-Sensing Images Using a Deep-Learning Approach with Attention Mechanism. *The Cryosphere*, 16(10), 4273–4289. doi : 10.5194/tc-16-4273-2022.
- Cogley, J. G., Hock, R., Rasmussen, L. A. et al. (2011). *Glossary of Glacier Mass Balance and Related Terms* (Rapport n°IHP-VII Technical Documents in Hydrology No. 86, IACS Contribution No. 2). Paris. Repéré à <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000192525>.
- Copernicus Data Space Ecosystem. [Accessed June 6, 2026]. (n.d.). Copernicus DEM — Global and European Digital Elevation Model. Repéré à <https://dataspace.copernicus.eu/explore-data/data-collections/copernicus-contributing-missions/collections-description/COP-DEM>.
- Cox, D. R. (1972). Regression Models and Life-Tables. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological)*, 34(2), 187–220. doi : 10.1111/j.2517-6161.1972.tb00899.x.
- Davaze, L., Rabatel, A., Arnaud, Y., Sirguey, P., Six, D., Letreguilly, A. & Dumont, M. (2018). Monitoring Glacier Albedo as a Proxy to Derive Summer and Annual Surface Mass Balances from Optical Remote-Sensing Data. *The Cryosphere*, 12(1), 271–286. doi : 10.5194/tc-12-271-2018.
- Dempster, A. P., Laird, N. M. & Rubin, D. B. (1977). Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Methodological)*, 39(1), 1–38. doi : 10.1111/j.2517-6161.1977.tb01600.x.
- Diaconu, C.-A., Zekollari, H. & Bamber, J. L. (2025). DL4GAM : A Multi-Modal Deep Learning-Based Framework for Glacier Area Monitoring, Trained and Validated on the European Alps. *Earth and Space Science*, 12(9), e2025EA004197. doi : 10.1029/2025EA004197.

- Fick, S. E. & Hijmans, R. J. (2017). WorldClim 2 : New 1-km Spatial Resolution Climate Surfaces for Global Land Areas. *International Journal of Climatology*, 37(12), 4302–4315. doi : 10.1002/joc.5086.
- Fraley, C. & Raftery, A. E. (2002). Model-Based Clustering, Discriminant Analysis, and Density Estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 97(458), 611–631. doi : 10.1198/016214502760047131.
- Gelaro, R., McCarty, W., Suárez, M. J. et al. (2017). The Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications, Version 2 (MERRA-2). *Journal of Climate*, 30(14), 5419–5454. doi : 10.1175/JCLI-D-16-0758.1.
- Giglio, L., Boschetti, L., Roy, D. P., Humber, M. L. & Justice, C. O. (2018). The Collection 6 MODIS Burned Area Mapping Algorithm and Product. *Remote Sensing of Environment*, 217, 72–85. doi : 10.1016/j.rse.2018.08.005.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D. & Moore, R. (2017). Google Earth Engine : Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. doi : 10.1016/j.rse.2017.06.031.
- Guan, B. & Waliser, D. E. (2019). Tracking Atmospheric Rivers Globally : Spatial Distributions and Temporal Evolution of Life Cycle Characteristics. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 124(23), 12523–12552. doi : 10.1029/2019JD031205.
- Hall, D. K. & Riggs, G. A. (2002). MODIS Snow-Cover Products. *Remote Sensing of Environment*, 83(1–2), 181–194. doi : 10.1016/S0034-4257(02)00095-0.
- Hartl, L., Covi, F., Stocker-Waldhuber, M., Baldo, A., Fugazza, D., Di Mauro, B. & Naegeli, K. (2025). Loss of Accumulation Zone Exposes Dark Ice and Drives Increased Ablation at Weißseespitze, Austria. *The Cryosphere*, 19, 3329–3353. doi : 10.5194/tc-19-3329-2025.
- Herron, M. M. & Langway, C. C. (1980). Firn Densification : An Empirical Model. *Journal of Glaciology*, 25(93), 373–385. doi : 10.3189/S0022143000015239.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P. et al. (2020). ERA5 Global Reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999–2049. doi : 10.1002/qj.3803.
- Huang, B., L’Heureux, M., Hu, Z.-Z. & Zhang, H.-M. (2016). Ranking the strongest ENSO events while incorporating SST uncertainty. *Geophysical Research Letters*, 43(17), 9165–9172. doi : 10.1002/2016GL070888.

- Huang, B., Liu, C., Banzon, V., Freeman, E., Graham, G., Hankins, B., Smith, T. & Zhang, H.-M. (2021). Improvements of the Daily Optimum Interpolation Sea Surface Temperature (DOISST) Version 2.1. *Journal of Climate*, 34(8), 2923–2939. doi : 10.1175/JCLI-D-20-0166.1.
- Hugonnet, R., McNabb, R., Berthier, E. et al. (2021). Accelerated Global Glacier Mass Loss in the Early Twenty-First Century. *Nature*, 592(7856), 726–731. doi : 10.1038/s41586-021-03436-z.
- Huss, M. & Hock, R. (2018). Global-Scale Hydrological Response to Future Glacier Mass Loss. *Nature Climate Change*, 8(2), 135–140. doi : 10.1038/s41558-017-0049-x.
- Jiang, N., Zhu, C., Hu, Z.-Z., McPhaden, M. J., Chen, D., Liu, B., Ma, S., Yan, Y., Zhou, T., Qian, W., Luo, J.-J., Yang, X.-Q., Liu, F. & Zhu, Y. (2024). Enhanced risk of record-breaking regional temperatures during the 2023–24 El Niño. *Scientific Reports*, 14, 2521. doi : 10.1038/s41598-024-52846-2.
- Kaplan, E. L. & Meier, P. (1958). Nonparametric Estimation from Incomplete Observations. *Journal of the American Statistical Association*, 53(282), 457–481. doi : 10.1080/01621459.1958.10501452.
- Kattenborn, T., Schiefer, F., Frey, J., Feilhauer, H., Mahecha, M. & Dormann, C. (2022). Spatially Autocorrelated Training and Validation Samples Inflate Performance Assessment of Convolutional Neural Networks. *ISPRS Open Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 5, 100018. doi : 10.1016/j.ophoto.2022.100018.
- Kendall, M. G. (1975). *Rank Correlation Methods* (éd. 4th). London : Charles Griffin. Repéré à <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2099295>.
- Kirchmeier-Young, M. C., Malinina, E., Barber, Q. E., Garcia Perdomo, K., Curasi, S. R., Liang, L., Jain, P., Gillett, N. P., Parisien, M.-A., Cannon, A. J., Lima, A. R., Arora, V. K., Boulanger, Y., Melton, J. R., Van Vliet, L. & Zhang, X. (2024). Human driven climate change increased the likelihood of the 2023 record area burned in Canada. *npj Climate and Atmospheric Science*, 7, 316. doi : 10.1038/s41612-024-00841-9.
- Larsen, C. F., Burgess, E., Arendt, A. A., O’Neel, S., Johnson, A. J. & Kienholz, C. (2015). Surface Melt Dominates Alaska Glacier Mass Balance. *Geophysical Research Letters*, 42(14), 5902–5908. doi : 10.1002/2015GL064349.
- Lenton, T. M., Held, H., Kriegler, E., Hall, J. W., Lucht, W., Rahmstorf, S. & Schellnhuber, H. J. (2008). Tipping Elements in the Earth’s Climate System. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(6), 1786–1793. doi : 10.1073/pnas.0705414105.

- Lundberg, S. M. & Lee, S.-I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. Repéré à <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.07874>.
- Lyapustin, A., Wang, Y., Korkin, S. & Huang, D. (2018). MODIS Collection 6 MAIAC Algorithm. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(10), 5741–5765. doi : 10.5194/amt-11-5741-2018.
- Mann, H. B. (1945). Nonparametric Tests Against Trend. *Econometrica*, 13(3), 245–259. doi : 10.2307/1907187.
- Mantua, N. J., Hare, S. R., Zhang, Y., Wallace, J. M. & Francis, R. C. (1997). A Pacific interdecadal climate oscillation with impacts on salmon production. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78(6), 1069–1079. doi : 10.1175/1520-0477(1997)078<1069:APICOW>2.0.CO;2.
- Marshall, S. J. (2021). Regime Shifts in Glacier and Ice Sheet Response to Climate Change : Examples From the Northern Hemisphere. *Frontiers in Climate*, 3, 702585. doi : 10.3389/fclim.2021.702585.
- Maslov, K. A., Persello, C., Schellenberger, T. & Stein, A. (2025). Globally Scalable Glacier Mapping by Deep Learning Matches Expert Delineation Accuracy. *Nature Communications*, 16(1), 43. doi : 10.1038/s41467-024-54956-x.
- McPhaden, M. J. (1999). Genesis and evolution of the 1997–98 El Niño. *Science*, 283(5404), 950–954. doi : 10.1126/science.283.5404.950.
- Menounos, B., Hugonnet, R., Shean, D., Gardner, A., Howat, I., Berthier, E., Pelto, B., Tennant, C., Underhill, J., Zheng, W.-L. et al. (2019). Heterogeneous Changes in Western North American Glaciers Linked to Decadal Variability in Zonal Wind Strength. *Geophysical Research Letters*, 46(1), 200–209. doi : 10.1029/2018GL080942.
- Menounos, B., Huss, M., Marshall, S., Ednie, M., Florentine, C. & Hartl, L. (2025). Glaciers in Western Canada-Conterminous US and Switzerland Experience Unprecedented Mass Loss Over the Last Four Years (2021–2024). *Geophysical Research Letters*, 52(12), e2025GL115235. doi : 10.1029/2025GL115235.
- Mernild, S. H., Pelto, M., Malmros, J. K., Yde, J. C., Knudsen, N. T. & Hanna, E. (2013). Identification of Snow Ablation Rate, ELA, AAR and Net Mass Balance Using Transient Snowline Variations on Two Arctic Glaciers. *Journal of Glaciology*, 59(216), 649–659. doi : 10.3189/2013JoG12J221.

- Muñoz-Sabater, J., Dutra, E., Agustí-Panareda, A. et al. (2021). ERA5-Land : A State-of-the-Art Global Reanalysis Dataset for Land Applications. *Earth System Science Data*, 13(9), 4349–4383. doi : 10.5194/essd-13-4349-2021.
- Obu, J., Westermann, S., Bartsch, A., Berdnikov, N., Christiansen, H. H., Dashtseren, A., Delaloye, R., Elberling, B., Etzelmüller, B., Kholodov, A. et al. (2019). Northern Hemisphere Permafrost Map Based on TTOP Modelling for 2000–2016 at 1 km² Scale. *Earth-Science Reviews*, 193, 299–316. doi : 10.1016/j.earscirev.2019.04.023.
- Papineau, J. M. (2001). Wintertime temperature anomalies in Alaska correlated with ENSO and the PDO. *International Journal of Climatology*, 21(13), 1577–1592. doi : 10.1002/joc.686.
- Paul, F. et al. (2002). The New Remote-Sensing-Derived Swiss Glacier Inventory : I. Methods. *Annals of Glaciology*, 34, 355–361. doi : 10.3189/172756402781817941.
- Pelto, M. S. (2010). Forecasting Temperate Alpine Glacier Survival from Accumulation Zone Observations. *The Cryosphere*, 4(1), 67–75. doi : 10.5194/tc-4-67-2010.
- Pfeffer, W. T., Arendt, A. A., Bliss, A. et al. (2014). The Randolph Glacier Inventory : A Globally Complete Inventory of Glaciers. *Journal of Glaciology*, 60(221), 537–552. doi : 10.3189/2014JoG13J176.
- Philip, S. Y., Kew, S. F., van Oldenborgh, G. J., Anslow, F. S., Seneviratne, S. I., Vautard, R., Coumou, D., Ebi, K. L., Arrighi, J., Singh, R., van Aalst, M., Pereira Marghidan, C., Wehner, M., Yang, W., Li, S., Schumacher, D. L., Hauser, M., Bonnet, R., Luu, L. N., Lehner, F., Gillett, N., Tradowsky, J. S., Vecchi, G. A., Rodell, C., Stull, R. B., Howard, R. & Otto, F. E. L. (2022). Rapid attribution analysis of the extraordinary heatwave on the Pacific coast of the US and Canada in June 2021. *Earth System Dynamics*, 13(4), 1689–1713. doi : 10.5194/esd-13-1689-2022.
- Porter, C., Howat, I., Noh, M.-J. et al. (2023). ArcticDEM, Version 4.1 [Jeu de données]. Harvard Dataverse. Repéré à <https://doi.org/10.7910/DVN/3VDC4W>.
- Prokhorenkova, L., Gusev, G., Vorobev, A., Dorogush, A. V. & Gulin, A. (2019). CatBoost : Unbiased Boosting with Categorical Features. Repéré à <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.09516>.
- Rabatel, A., Dedieu, J.-P. & Vincent, C. (2005). Using Remote-Sensing Data to Determine Equilibrium-Line Altitude and Mass-Balance Time Series : Validation on Three French Glaciers, 1994–2002. *Journal of Glaciology*, 51(175), 539–546. doi : 10.3189/172756505781829106.

- Rabatel, A., Bermejo, A., Loarte, E., Soruco, A., Gomez, J., Leonardini, G., Vincent, C. & Sicart, J. E. (2012). Can the Snowline Be Used as an Indicator of the Equilibrium Line and Mass Balance for Glaciers in the Outer Tropics ? *Journal of Glaciology*, 58(212), 1027–1036. doi : 10.3189/2012JoG12J027.
- Radić, V. & Hock, R. (2011). Regionally Differentiated Contribution of Mountain Glaciers and Ice Caps to Future Sea-Level Rise. *Nature Geoscience*, 4(2), 91–94. doi : 10.1038/ngeo1052.
- Rastner, P., Prinz, R., Notarnicola, C., Nicholson, L., Sailer, R., Schwaizer, G. & Paul, F. (2019). On the Automated Mapping of Snow Cover on Glaciers and Calculation of Snow Line Altitudes from Multi-Temporal Landsat Data. *Remote Sensing*, 11(12), 1410. doi : 10.3390/rs11121410.
- RGI Consortium. (2023). Randolph Glacier Inventory — A Dataset of Global Glacier Outlines, Version 7.0 [Jeu de données]. NSIDC : National Snow and Ice Data Center. Repéré à <https://doi.org/10.5067/F6JMOVY5NAVZ>.
- Ronneberger, O., Fischer, P. & Brox, T. (2015). U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*, pp. 234–241. doi : 10.1007/978-3-319-24574-4_28.
- Schuster, L., Maussion, F., Rounce, D. R. et al. (2025). Irreversible Glacier Change and Trough Water for Centuries after Overshooting 1.5 °C. *Nature Climate Change*, 15(6), 634–641. doi : 10.1038/s41558-025-02318-w.
- Skiles, S. M., Flanner, M., Cook, J. M., Dumont, M. & Painter, T. H. (2018). Radiative Forcing by Light-Absorbing Particles in Snow. *Nature Climate Change*, 8(11), 964–971. doi : 10.1038/s41558-018-0296-5.
- Swain, D. L., Tsiang, M., Haugen, M., Singh, D., Charland, A., Rajaratnam, B. & Diffenbaugh, N. S. (2014). The Extraordinary California Drought of 2013/2014 : Character, Context, and the Role of Climate Change. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95(9), S3–S7.
- Swain, D. L., Singh, D., Touma, D. & Diffenbaugh, N. S. (2020). Attributing extreme events to climate change : a new frontier in a warming world. *One Earth*, 2, 522–527. doi : 10.1016/j.oneear.2020.05.011.
- Thornton, M. M., Shrestha, R., Wei, Y., Thornton, P. E. & Kao, S. C. (2020). Daymet : Daily Surface Weather Data on a 1-km Grid for North America, Version 4 [Jeu de données]. ORNL Distributed Active Archive Center. Repéré à <https://doi.org/10.3334/ORNLDAAC/1840>.

- Weidman, S. K., Delworth, T. L., Kapnick, S. B. & Cooke, W. F. (2021). The Alaskan summer 2019 extreme heat event : the role of anthropogenic forcing, and projections of the increasing risk of occurrence. *Earth's Future*, 9(8), e2021EF002163. doi : 10.1029/2021EF002163.
- World Glacier Monitoring Service. (2023). Fluctuations of Glaciers Database [Jeu de données]. Zurich, Switzerland : WGMS. Repéré à <https://doi.org/10.5904/wgms-fog-2023-09>.
- Zeller, L., McGrath, D. J., Sass, L. C., Florentine, C. & Downs, J. Z. (2025). Equilibrium Line Altitudes, Accumulation Areas and the Vulnerability of Glaciers in Alaska. *Journal of Glaciology*, 71, e28. doi : 10.1017/jog.2024.65.
- Zemp, M., Huss, M., Thibert, E. et al. (2019). Global Glacier Mass Changes and Their Contributions to Sea-Level Rise from 1961 to 2016. *Nature*, 568(7752), 382–386. doi : 10.1038/s41586-019-1071-0.
- Zscheischler, J., Martius, O., Westra, S., Bevacqua, E., Raymond, C., Horton, R. M., van den Hurk, B., AghaKouchak, A., Jezdimirovic, A., Mahecha, M. D. et al. (2020). A typology of compound weather and climate events. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1, 333–347. doi : 10.1038/s43017-020-0060-z.