

ATES-Kartierung für den Alpenraum

Methodik und technische Dokumentation

topo[^]alpin

Version 1.5 — 30. Mai 2026

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
2	Stand der Forschung	3
2.1	SkiTouren guru (RSA)	3
2.2	CAT/ATH (SLF / White Risk)	3
2.3	AutoATES v2 (Toft et al. 2024)	4
2.4	Vergleich	4
3	Methodik	4
3.1	Datengrundlage	4
3.2	PRA — Potential Release Area	6
3.3	Windshelter	6
3.4	Flow-Py Runout	7
3.5	Klassifikation	8
3.6	Alpine Kalibrierung	8
4	Implementierung	9
5	Cross-Border-Konsolidierung	9
5.1	Räumliche Abdeckung pro Region	10
5.2	Variante A — Composite-with-Fallback	10
6	Plausibilitätsprüfung	11
6.1	Abgleich mit Unfallpunkten	11
7	Diskussion	12
7.1	Stärken	12
7.2	Limitationen	12
7.3	Ausblick	13
8	Abdeckung	14
	Literatur	14

1 Einleitung

Die Avalanche Terrain Exposure Scale (ATES) klassifiziert Gelände nach der Schwere der Lawinenexposition und ist ein zentrales Instrument für die Risikobeurteilung im Backcountry (Statham et al.¹). Die ursprünglich manuelle Klassifikation basierte auf 11 qualitativen Geländekriterien und war stark von der Expertise des Kartierers abhängig. In den letzten Jahren haben automatisierte Verfahren die manuelle Kartierung zunehmend ergänzt und ermöglichen die Erstellung von ATES-Karten für große Regionen.

Die aktualisierte ATES v2.0 (Statham & Campbell²) erweitert die Skala um eine vierte Klasse (Extreme) und führt quantitativere Kriterien ein:

Klasse	Farbe	Beschreibung
Simple	■ Grün	Geringes Exposure, einfaches Gelände
Challenging	■ Blau	Mäßiges Exposure, Auslaufzonen oder moderate PRA
Complex	■ Pink	Hohes Exposure, signifikante Anriss-/Auslaufzonen
Extreme	■ Violett	Sehr hohes Exposure, steile PRA, Terrain Traps

Tabelle 1: ATES-Klassen nach v2.0. Farbschema nach Huber et al.³ / SLF ATHc.

Verschiedene Automatisierungsansätze existieren (Schmudlach & Köhler⁴, Harvey et al.^{5,6}, Toft et al.⁷). Neuere Arbeiten untersuchen Machine-Learning-Ansätze als Alternative (Markov et al.⁸). Die Ansätze unterscheiden sich in Methodik, Abdeckung und Verfügbarkeit (siehe Abschnitt 2).

Dieses Dokument beschreibt, wie topo^alpin — eine Applikation für Tourenplanung, Navigation und Bergwetter im Alpenraum (Web und iOS) — ATES-Karten als Geländeoverlay und als Konsequenz-Dimension im Tour-Check einsetzt. Die Implementierung basiert auf AutoATES v2 mit alpinen Kalibrierung (Huber et al.³) und verarbeitet hochauflösende LIDAR-Daten (5 m) für den Alpenraum. Alle verwendeten Parameter stammen aus den referenzierten Publikationen und sind dort dokumentiert; eigene Anpassungen werden in diesem Dokument kenntlich gemacht.

2 Stand der Forschung

2.1 SkiTouren guru (RSA)

Rein DEM-basiertes Verfahren mit dem Konzept der „Relevant Slope Area“ (RSA) (Schmudlach & Köhler⁴): Für jeden Geländepunkt wird ein richtungsabhängiges Polygon abgegrenzt, das das relevante Lawinengelände repräsentiert. Die ATES-Klassifikation ergibt sich aus gewichteten geomorphologischen Properties der RSA (Hangneigung, Plan Curvature, Terrain Fold). Das Verfahren erfordert kein Simulationsmodell und deckt den gesamten Alpenraum ab, jedoch sind die Gewichtungsfaktoren nicht publiziert.

2.2 CAT/ATH (SLF / White Risk)

Physikalisch basiertes Verfahren mit RAMMS-Simulationen (Harvey et al.⁵). Release-Zonen werden aus einem Dichte-Kernel von 5200 kartierten Anrissflächen abgeleitet, Runout-Zonen über 860.000 RAMMS-Simulationen (Size Class 3). Das Ergebnis sind CAT-Karten (Classified Avalanche Terrain) und ATH-Karten (Avalanche Terrain Hazard, $H = \sqrt{r \times c}$ mit Release-Potential r und Konsequenzen c). Die aktualisierte Version CATv2 (Harvey et al.⁶) arbeitet auf 5 m DEM (swissALTI3D)

und wird in der White Risk App (SLF) für die Tourenplanung mit automatischer Schlüsselstellen-Erkennung eingesetzt. Die Karten sind unter CC BY 4.0 verfügbar, der Generierungscode jedoch nicht.

2.3 AutoATES v2 (Toft et al. 2024)

Open-source Python-Framework (GPL-3.0) mit drei Modulen (Toft et al.⁷):

1. **PRA (Potential Release Area):** Fuzzy-Logic auf Slope, Windshelter und Forest (Veitinger et al.⁹)
2. **Runout:** Flow-Py Energielinien-Modell (D’Amboise et al.^{10,11})
3. **Klassifikation:** Mehrstufige Lookup-Table (Slope $\times$ Travel Angle $\times$ Cell Count $\times$ Forest $\times$ PRA)

Validiert gegen Expertenkartierungen in Kanada: F1-Score von 64% (v1) auf 77% (v2) verbessert. Forest Friction und Detrainment im Flow-Py Modul (D’Amboise et al.¹¹) ermöglichen eine physikalisch fundierte Modellierung des Waldeffekts auf die Lawinausbreitung.

2.4 Vergleich

Kriterium	STG ⁴	CAT/ATH ⁶	AutoATES v2 ⁷	ML ⁸
Gesamte Alpen	Ja	Nur CH	Ja	Nein (Pirin)
Runout-Modell	Nein (RSA)	RAMMS	Flow-Py	Nein
Release vs. Runout	Implizit (RSA)	Ja	Ja	Nein
Open Source	Nein	Nein	Ja (GPL-3.0)	Ja
Proprietäre Tools	Nein	RAMMS	Nein	Nein
Forest-Integration	Binär	Binär	PFC + Friction	Feature
ATES-kompatibel	Ja	Ja (ATHc)	Ja	Ja

Tabelle 2: Vergleich bestehender Automatisierungsansätze.

3 Methodik

3.1 Datengrundlage

Das Modell arbeitet auf einem einheitlichen 5×5 m DEM, reprojiziert aus nationalen LIDAR-Datenquellen (swissALTI3D 2 m für die Schweiz, BEV ALS-DTM 1 m für Österreich, BVV DGM1 1 m für Bayern). Die Auflösung entspricht dem swissALTI3D, das Harvey et al.⁶ für CATv2 verwenden, und liegt deutlich über dem was AutoATES v2 typischerweise nutzt (10–30 m).

Walddaten werden pro Land aus hochauflösenden Höhenmodellen abgeleitet — LiDAR-Kampagnen, ergänzt um das bildbasierte BVV DOM20 in Bayern (dichte Korrelation aus Luftbildern). Aus diesen Quellen wird ein normalisiertes Oberflächenmodell (nDSM / CHM / VHM, 20 cm–2,5 m) gewonnen. Pixel mit $nDSM \geq 5$ m werden als Baum klassifiziert (Huber et al.³, Schumacher et al.¹²). Die 5 m-Schwelle unterscheidet Wald von Latschen und Gebüsch in der alpinen Waldgrenzzone. Die binären Baumpixel werden per Block-Average auf das DEM-Grid aggregiert und ergeben den **Percent Forest Cover (PFC)** pro 5 m-Zelle (0–100 %).

Gebäude und Infrastruktur erzeugen im nDSM ebenfalls hohe Werte. Daher wird pro Land eine amtliche Waldmaske angewendet (Pixel außerhalb von Waldpolygonen $\rightarrow$ PFC = 0). Die Masken

stammen aus nationalen Forstinventaren bzw.

Landnutzungskartierungen und sind methodisch unabhängig vom LiDAR-Signal.

- **Schweiz:** WSL Vegetationshöhenmodell (VHM, 1 m, LiDAR-Stereo, EPSG:2056) — fertiges nDSM (doi:10.16904/envidat.349).
- **Österreich:** BEV ALS DOM/DGM (1 m, LiDAR, EPSG:3035) — $nDSM = DOM - DGM$. Gebäude und Infrastruktur werden über die BFW Waldkarte (Bauerhansl et al.¹³, CC BY 4.0) maskiert. Methode folgt Huber et al.³.
- **Italien (Südtirol):** Provinziales DSM (2,5 m, EPSG:25832) — $nDSM = DSM - DEM$. Gebäude und Infrastruktur werden über die Walddtypenkarte (CC0) maskiert. Datenquelle: Autonome Provinz Bozen – Südtirol, Open Data.
- **Italien (Trentino):** LiDAR-CHM (1 m, EPSG:25832) der Provincia Autonoma di Trento (CC BY 4.0). Das CHM stellt direkt die normalisierte Kronenhöhe dar (methodisch äquivalent zum nDSM).
- **Italien (Aostatal):** DSM und DTM der harmonisierten Befliegung 2005/2008 (2 m, EPSG:23032, CC BY 4.0) der Regione Autonoma Valle d’Aosta — $nDSM = DSM - DTM$. Beide Modelle stammen aus demselben Datensatz (DSM0508_002 / DTM0508_002), wodurch eine pixelgenaue Ko-Registrierung garantiert ist. Gebäude- und Infrastrukturfilterung über die Wald-Maske der Ambiti Inedificabili Art. 33 (gesetzlich klassifizierte Waldflächen).
- **Frankreich:** IGN MNH LiDAR HD (1 m, Licence Ouverte 2.0) — normalisiertes Höhenmodell (nDSM) aus der LiDAR-HD-Kampagne. Gebäudefilter: BD Forêt v2 (IGN), nur Pixel innerhalb von Waldpolygonen (TFV $\neq$ Landes). DEM: IGN RGE ALTI (1 m, EPSG:2154, Licence Ouverte 2.0).
- **Slowenien:** CLSS nDMP (50 cm, EPSG:3794, CC BY 4.0) — normiertes Digitales Modell Površja aus dem Ciklično Lasersko Skeniranje Slovenije (CLSS, 2023–2025). Das nDMP stellt direkt die normalisierte Kronenhöhe dar — methodisch äquivalent zum WSL VHM (CH) und IGN MNH (FR). Gebäudefilter: MKGP RABA (RABA_ID = 2000), analog zur BFW Waldkarte (AT) und BD Forêt v2 (FR). DEM: ARSO DMR (1 m, EPSG:3794, CC BY 4.0).
- **Bayern:** BVV DOM20 (20 cm, EPSG:25832, CC BY 4.0) — bildbasiertes Oberflächenmodell aus der Bayernbefliegung (dichte Korrelation der Luftbilder). $nDSM = DOM - DGM$, wobei das DGM aus BVV DGM1 auf 5 m resampelt wird. Gebäude- und Infrastrukturfilterung über die kombinierte ATKIS Basis-DLM Wald-Maske (adv:AX_wald + adv:AX_Gehoelz, BVV WFS, CC BY 4.0). Die Kombination beider Layer erfasst sowohl geschlossene Hauptbestände als auch Saumvegetation und Übergangsbereiche, was für die Wald-Auslaufbremsung in alpinen Lagen wesentlich ist.

3.1.1 Satellitenbasierte Waldprodukte

Toft et al.⁷ stellen fest, dass kein globales Waldprodukt ausreichende Genauigkeit und Auflösung für die ATES-Kartierung bietet. Wir bestätigen dies für den alpinen Kontext:

Produkt	Auflösung	Methode	Limitierung für ATES
Copernicus TCD	10 m	Sentinel-2	Keine Baumhöhe, nur Bedeckung
ETH Global Canopy Height ¹⁴	10 m	GEDI + Sentinel-2	RMSE 6,0 m bei $h_{\min} = 5$ m
Meta/WRI CHM v2 ¹⁵	1 m	Maxar + DINOv2	Modelliert ($R^2 = 0.86$)

Tabelle 3: Satellitenbasierte Waldprodukte und ihre Limitierungen für die PFC-Ableitung.

Die grundsätzlichen Probleme: (1) Das ATES-Modell arbeitet auf 5 m — Produkte mit 10–30 m Auflösung verwischen die Waldgrenze. (2) Ohne Baumhöhe kann nicht zwischen 2 m-Latschen und 20 m-Wald unterschieden werden — in der alpinen Waldgrenzzone (1500–2000 m) eine sicherheits-

relevante Unterscheidung. (3) Alle bestehenden Regionen verwenden LiDAR-Quellen mit 1–2,5 m; ein Wechsel auf Satellitendaten für eine Region erzeugt eine systematische Inhomogenität.

Copernicus TCD als temporale Konsistenzprüfung. Obwohl TCD als PFC-*Ersatz* ungeeignet ist (Gesamtgenauigkeit der Bedeckungsmaske: 96,43%; EEA ¹⁶), dient es als **Veto-Instanz** für Regionen, deren LiDAR-Daten mehrere Jahre zurückliegen. Wald, der seither verschwunden ist (Windwurf, Borkenkäfer), würde im ATES-Modell fälschlich Schutzwirkung suggerieren. Die TCD-Veto-Regel filtert solche Inkonsistenzen höhenzonenabhängig: unterhalb 1500 m hartes Veto (TCD < 30% → PFC = 0), über 2000 m konservatives Veto (TCD < 10% → PFC = 0); in der Waldgrenzzone (1500–2000 m) nur Plausibilitätsprüfung ohne hartes Veto. Bei aktuellen LiDAR-Daten greift die Veto-Logik entsprechend selten.

Gletscherflächen werden aus OpenStreetMap (`natural=glacier`, ODbL 1.0) abgeleitet. Gletscher erhalten ein Minimum von ATES 2 (Challenging) — Spaltensturzgefahr und Steilabbrüche bestehen unabhängig von der Lawinensituation. Die Referenzimplementierung von Toft et al. ⁷ verwendet denselben Ansatz (OSM-Polygone, Minimum Klasse 2).

3.2 PRA — Potential Release Area

Die PRA-Delineation folgt dem Fuzzy-Logic-Ansatz von Veitinger et al. ⁹, modifiziert für AutoATES v2 (Toft et al. ⁷). Drei Geländeparameter werden über Cauchy-Membership-Funktionen auf $[0, 1]$ normiert:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{a}\right)^{2b}}$$

Parameter	a	b	c	Quelle
Slope	11	4	43°	Toft et al. ⁷
Windshelter	3	10	3°	Toft et al. ⁷
Forest PFC	40	3.5	−15	Toft et al. ⁷

Tabelle 4: Cauchy-Membership-Parameter.

Die drei Membership-Werte werden über den Fuzzy-AND-Operator (Werners¹⁷) kombiniert:

$$\gamma = 1 - \min(\mu_s, \mu_w, \mu_f)$$

$$\mu_{\text{PRA}} = \gamma \cdot \min(\mu_s, \mu_w, \mu_f) + (1 - \gamma) \cdot \frac{\mu_s + \mu_w + \mu_f}{3}$$

Pixel mit $\mu_{\text{PRA}} > 0.30$ werden als PRA klassifiziert. Der Schwellenwert 0.30 folgt der alpinen Kalibrierung von Huber et al. ³; der AutoATES v2-Default (0.15) erzeugt im Alpenraum zu viele False Positives.

3.3 Windshelter

Der Windshelter-Index quantifiziert, wie stark ein Pixel von umgebendem Gelände eingeschlossen ist (Winstral et al. ¹⁸, Plattner et al. ¹⁹). Positiv sheltered Gelände akkumuliert windverfrachteten Schnee und begünstigt die Schneebrettbildung.

Die Berechnung folgt der AutoATES v2-Referenz (Toft et al.⁷): Für jedes Pixel werden die Geländewinkel $\arctan\left(\frac{z_{\text{Nachbar}} - z_{\text{Zentrum}}}{\text{Distanz}}\right)$ zu **allen** Pixeln innerhalb eines Suchradius von 60 m berechnet (omnidirektional, 360°). Der Output ist der **Median** (50. Perzentil) aller Winkel.

Der Suchradius von 60 m folgt der Empfehlung von Plattner et al.¹⁹, die 60 m als primären und 250 m als sekundären optimalen Radius empirisch bestimmt haben. Veitinger et al.⁹ setzten den omnidirektionalen Modus (windtol=180°) als Default — eine spezifische Windrichtung ist ein optionaler Szenario-Parameter für ereignisbasierte Analysen, nicht für statische Geländeklassifikation.

3.4 Flow-Py Runout

Die Lawinenausbreitung wird mit dem Flow-Py Energielinien-Modell (D’Amboise et al.¹⁰) simuliert. Flow-Py modelliert die Ausbreitung als dichtkernige Lawine (keine Staublawinen) mittels BFS (Breadth-First Search) auf dem DEM-Raster.

3.4.1 Energielinie

Für jede Nachbarzelle wird die verbleibende Energie berechnet:

$$z_{\delta, \text{next}} = z_{\delta} + (h_{\text{current}} - h_{\text{neighbour}}) - d \cdot \tan(\alpha_{\text{eff}})$$

Die Propagation stoppt wenn $z_{\delta} \leq 0$ (Energie aufgebraucht) oder der Flux unter $R_{\text{stop}} = 3 \times 10^{-4}$ fällt (Huber et al.³, Table 1).

3.4.2 Flux-Routing

Die Massverteilung auf Nachbarzellen folgt dem Geländegefälle:

$$\tan \beta = \tan\left(\frac{\arctan(dz/d) + \pi/2}{2}\right)$$

$$w_i = p_i \cdot \tan \beta_i^{\text{exp}}$$

$$\text{flux}_i = \frac{w_i}{\sum w} \cdot \text{flux}_{\text{parent}}$$

Dabei ist p_i die Directional Persistence (1.0 in Fließrichtung, 0.707 bei $\pm 45^\circ$, 0.0 sonst) und $\text{exp} = 8$ der Routing-Exponent. Sub-Threshold-Flux wird an die verbleibenden Nachbarn umverteilt (Masseerhaltung).

3.4.3 Forest Friction und Detrainment

Forest Friction und Detrainment (D’Amboise et al.¹¹): Wald erhöht dynamisch den Reibungswinkel α und reduziert den Flux proportional zur Walddichte (PFC). Der Effekt nimmt mit zunehmender Fließgeschwindigkeit ab und verschwindet bei $v \geq 30$ m/s ($z_{\delta} \approx 64.8$ m). Dies ersetzt die früher übliche binäre Wald-Barriere durch ein physikalisch fundierteres Kontinuum.

Parameter	Wert	Quelle
Max. Reibungserhöhung ($v \approx 0$)	10°	D’Amboise et al. ¹¹
Min. Reibungserhöhung ($v_{\max}$)	2°	D’Amboise et al. ¹¹
Max. Detrainment ($v \approx 0$)	3×10^{-4}	D’Amboise et al. ¹¹
Min. Detrainment ($v_{\max}$)	1×10^{-5}	D’Amboise et al. ¹¹
$v_{\text{no_effect}}$	30 m/s ($z_\delta \approx 64.8$ m)	D’Amboise et al. ¹¹

Tabelle 5: Forest Friction und Detrainment Parameter.

Friction und Detrainment skalieren linear mit PFC/100 und invers mit z_δ : Bei $z_\delta = 0$ (Ruhe) wirkt die volle Bremskraft (PFC-gewichtet), bei $z_\delta \geq 64.8$ m (schneller Fluss) verbleibt nur noch die Mindestbremsung.

3.4.4 Outputs

Travel Angle $\gamma = \arctan(\Delta h / \text{Fließdistanz})$ pro Pixel, Cell Count (Anzahl PRA-Cluster pro Runout-Pixel).

3.5 Klassifikation

Die finale ATES-Klasse ergibt sich aus einer Lookup-Table (Toft et al.⁷), die drei unabhängig berechnete Eingangsklassen kombiniert:

Eingangsgröße	Klasse 1	Klasse 2	Klasse 3	Klasse 4
Slope (SAT)	— [†]	28–39°	39–45°	$\geq 45^\circ$
Travel Angle	$\gamma > 0^\circ$	$\gamma \geq 26^\circ$	$\gamma \geq 36^\circ$	—
Cell Count	CC > 0	CC > 5	CC > 40	—

Tabelle 6: Klassifikations-Schwellenwerte. [†] Slope-Klasse 1 ist durch SAT01 = SAT12 = 28° effektiv nicht erreichbar.

Die Basisklasse ist das Maximum der drei Eingangsklassen. Diese wird mit dem Forest Code (open/sparse/mixed/dense aus PFC) und dem PRA-Status über eine 40-Einträge-Lookup-Table auf ATES 0–4 abgebildet. Gletscherpixel erhalten ein Minimum von ATES 2 (Spaltensturz, Steilabbrüche).

Abschließend werden kleine Cluster ($< 1000 \text{ m}^2$) pro Klasse entfernt und die Lücken mit Nearest-Neighbor aufgefüllt (ISL_SIZE = 1000 m², Huber et al.³).

3.6 Alpine Kalibrierung

Wir übernehmen die Parametrisierung von Huber et al.³, die AutoATES v2 für den Alpenraum optimiert haben. Die wesentlichen Anpassungen gegenüber den kanadischen Defaults (Toft et al.⁷):

Parameter	Kanada ⁷	Alpen ³	Begründung
SAT (Slope)	15/18/28/39°	28/28/39/45°	Alpine Schneebrettlawinen ab ~28°
AAT (Runout)	18/24/33°	—/26/36°	Best RMSE für Size-3-Lawinen
PRA Threshold	0.15	0.30	Weniger False Positives im Alpenraum
ISL_SIZE	30000 m ²	1000 m ²	Feinere Auflösung (5 m statt 10–25 m)
TREE sparse	20%	25%	Alpine Waldgrenzen
TREE mixed	25%	65%	Dichter Alpenwälder
α (Flow-Py)	25°	26°	Kalibriert gegen Tiroler Lawinen

Tabelle 7: Alpine Kalibrierung vs. kanadische Defaults.

Die Cauchy-Parameter für Slope, Windshelter und Forest PFC sowie $\exp$ und $z_{\text{delta_max}}$ sind identisch mit Toft et al.⁷. Der Flux-Schwellenwert $R_{\text{stop}} = 3 \times 10^{-4}$ folgt Huber et al.^{3, Table 1} statt dem FlowPy-GUI-Default (3×10^{-3}).

4 Implementierung

Das Modell ist als Python-Pipeline implementiert und verarbeitet beliebig große Regionen. Rechenintensive Schritte (Windshelter, Flow-Py BFS) sind über Numba JIT-kompiliert und werden chunkbasiert parallelisiert.

Vereinfachungen gegenüber der Referenz: Die einzige funktionale Vereinfachung betrifft die Directional Persistence im Flow-Py-Modul: Die Referenz summiert Persistence-Gewichte von allen Eltern-Zellen (Multi-Parent), unsere Implementierung trackt eine einzelne Einströmrichtung pro Pixel (Single-Inflow). Start-Zellen und deren direkte Kinder erhalten korrekt uniforme Persistence. Die Vereinfachung betrifft nur Konvergenzzonen und hat in der Praxis vernachlässigbare Auswirkungen.

5 Cross-Border-Konsolidierung

Die ATES-Pipeline wird pro Region einzeln betrieben — eine Region entspricht einer nationalen oder subnationalen Datenquelle (Abschnitt 3.1). Pro Region: eigenes DEM-Bbox in regionalem CRS, eigene Waldquelle, separates ATES-Raster als Endprodukt. An den Außenrändern jeder Region entstehen damit zwei Arten von Artefakten:

- **Methodisch:** Windshelter rechnet auf einem omnidirektionalen 60 m-Fenster (Plattner et al.¹⁹). Am administrativen Rand fehlen die Nachbarpixel jenseits der Grenze, ein systematischer Bias in einem 60 m breiten Streifen entsteht. Flow-Py propagiert Lawinen ausgehend von PRA; eine Lawine, die in Region A anbricht und nach Region B ausläuft, wird auf der A-Seite am Außenrand abgeschnitten und auf der B-Seite gar nicht modelliert. Forest Friction wirkt auf den PFC der eigenen Region — Wald auf der Nachbarseite, der bremsen würde, ist unsichtbar.
- **Datentechnisch:** Verschiedene LiDAR-Kampagnen, Auflösungen, Wald-Maskierungs-Strategien und nationale Höhen-Bezugssysteme erzeugen beim direkten Tile-Compositing sichtbare Sprünge oder Übermalungen.

In den oben zitierten Arbeiten zur ATES-Klassifikation (AutoATES v2⁷, CATv2⁶, AutoATES Alpine³, Markov et al.⁸) wird Cross-Border-ATES nicht explizit adressiert — die Klassifikation wird jeweils innerhalb einer Jurisdiktion betrieben. Cross-Border-DEM-Harmonisierung ist hingegen etabliert (HELI-DEM, Biagi et al.²⁰).

5.1 Räumliche Abdeckung pro Region

Vor jeder Mosaicking-Entscheidung muss klar sein, wie das Quell-DEM jeder Region zum administrativen Land-Polygon steht. Ein Audit pro Region (Admin- Polygon aus Nominatim/OSM, DEM-Validitätsmaske, gemeinsames Analyse-Grid in EPSG:3035) klassifiziert pro Pixel *innen mit DEM* (Coverage), *innen ohne DEM* (Lücke im Land) oder *außen mit DEM* (Saum jenseits der Grenze) und liefert für die Konsolidierungs-Strategie drei zentrale Aussagen.

Erstens: Echte Daten-Lücken im alpinen Festland gibt es nicht. Coverage liegt in allen Regionen zwischen 95,9 und 100,0 %. Die größten verbleibenden „Lücken“, innerhalb der Land-Polygone sind Wasserflächen, die LiDAR nicht erfasst: Genfersee (Haute-Savoie, 198 km²), Slowenische Adria (162 km²), Bregenzer Bucht (Österreich, 42 km²). Lawinen finden auf Wasser nicht statt — diese Lücken sind methodisch ohne Konsequenz.

Zweitens: Der DEM-Saum jenseits der Grenze unterscheidet sich systematisch nach Datenquelle. Die nationalen LiDAR-Provider verfolgen unterschiedliche Bbox-Strategien:

Saum-Strategie	Quellen	P95-Reichweite
strikt am Hoheitsgebiet	VdA (Aostatal), BVV (Bayern)	≤ 110 m
moderat	ARSO (Slowenien)	≤ 430 m
Verwaltungsgrenze + Sicherheitsband	IGN (FR), BEV (AT), IT-Provinzen	0,9–2,8 km
großzügig	swissALTI3D (Schweiz)	13,2 km, max 29 km

Tabelle 8: Saum-Reichweite der DEM-Quellen jenseits der Verwaltungsgrenze. Vollständige Per-Region-Zahlen über den Coverage-Audit reproduzierbar.

Praktische Folge: in der Cross-Border-Zone steht typischerweise nur ein Nachbar-DEM zur Verfügung; in der Schweiz-Nachbarschaft (Vorarlberg, Aostatal-Norden, italienische Norditalien-Grenze) überlappen sich CH und das jeweilige Nachbar-DEM über mehrere Kilometer.

Drittens: Die Pipeline-Klassifikation im Saum jenseits des eigenen Polygons ist unzuverlässig. PRA-Quellgebiete fehlen weitgehend, Glacier-Masken greifen nicht, Forest-Daten enden an der Verwaltungsgrenze. Im Saum schreibt die Pipeline daher häufig Klasse 0 („Non-avalanche“), selbst auf 3.000+ m Höhe. Diese Werte dürfen beim Cross-Border-Mosaicking nicht als gültige Aussagen behandelt werden. Variante A nutzt diese Erkenntnis explizit (Klasse-0-Fallback ausgeschlossen).

5.2 Variante A — Composite-with-Fallback

Die pragmatische Lösung kombiniert die fertig berechneten Per-Region-Rasters ohne Neuberechnung. Pro Ziel-Region wird ein *Composite*-Raster gebaut:

1. Polygon ohne Buffer aus Nominatim/OSM rasterisiert (EPSG:3035, 5 m).
2. Eigene Pipeline-Ausgabe auf das Grid reprojiziert.
3. Pro Pixel im Polygon:
 1. Wenn eigene Pipeline einen Wert (Klasse 0–4) hat: eigener Wert.
 2. Sonst: Fallback an die nächsten Nachbar-Regionen in einer festen Prioritätsreihenfolge, **nur Klasse 1–4 wird übernommen** (Klasse 0 vom Nachbarn wird ignoriert, siehe Befund 3 oben).
 3. Wenn kein Layer Klasse 1–4 hat: nodata.

Damit ist jedes Pixel im Land-Polygon entweder durch die eigene Pipeline oder durch eine geographisch nächste Nachbar-Pipeline klassifiziert. Per-Region-Bilanz (Pixel-Anteil eigene Pipeline / Fallback / nodata) ist über `composite.py --all` reproduzierbar; nodata bleibt im Wesentlichen

auf Wasserflächen (Befund 1) sowie auf einzelne Pipeline-Klassifikations-Löcher $< 0,1$ % der Landfläche beschränkt. Im Browser- oder Tile-Compositing entstehen keine Übermalungen und keine Niemandsland-Streifen mehr.

Limitationen. Variante A löst das Display-Problem, lässt aber zwei methodische Effekte stehen: Verschiedene Pipelines vergeben auf der gleichen Bergflanke teilweise unterschiedliche Klassen, sodass eine Tour exakt entlang der Grenze einen Farbwechsel an der Linie sieht; und die Edge-Effekte von Windshelter (60 m-Fenster) und Flow-Py (Lawinen-Auslauf bis mehrere km) wirken weiterhin am administrativen Rand. Methodisch sauberer wäre ein einmaliger Pipeline-Lauf auf einem alpenweiten DEM-/PFC-Mosaik mit Buffer-Zonen — aktuell verzichtbar, weil die Edge-Effekte messbar unter $0,1$ % der Landfläche bleiben.

6 Plausibilitätsprüfung

6.1 Abgleich mit Unfallpunkten

Das Modell wird gegen reale Lawinenunfälle aus zwei unabhängigen Quellen abgeglichen. Geprüft wird, ob Unfallpunkte in modelliertem Lawinengelände ($ATES \geq 2$) liegen — eine notwendige, aber nicht hinreichende Bedingung für die Korrektheit der Klassifikation:

Region	Quelle	Lizenz	Unfälle	Zeitraum
CH	SLF EnviDat	CC BY 4.0	2.721	1970–2026
AT	LAWIS Public API	Quellenangabe	2.480	2000–2026

Tabelle 9: Datenquellen für die Unfallvalidierung.

6.1.1 ATES-Klassifikation der Unfallpunkte

ATES-Klasse	n (CH)	% (CH)	n (AT)	% (AT)
Non-avalanche (0)	278	10,2 %	349	14,1 %
Simple (1)	66	2,4 %	105	4,2 %
Challenging (2)	737	27,1 %	764	30,8 %
Complex (3)	1.252	46,0 %	897	36,2 %
Extreme (4)	388	14,3 %	365	14,7 %
Erkannt ($ATES \geq 2$)	2.377	87,4 %	2.026	81,7 %

Tabelle 10: ATES-Klassifikation an Unfallpunkten.

6.1.2 Erkennungsrate nach Höhenstufe

Höhenstufe	n (CH)	Erkannt (CH)	n (AT)	Erkannt (AT)
< 1500 m	46	35 %	52	52 %
1500–2000 m	319	84 %	445	71 %
2000–2500 m	882	88 %	1.069	84 %
2500–3000 m	971	91 %	532	90 %
> 3000 m	385	96 %	179	98 %

Tabelle 11: ATES-Erkennungsrate nach Höhenstufe.

6.1.3 PRA-Trefferquote

Von den validierten Unfallpunkten liegen **23,7 %** (CH) bzw. **19,2 %** (AT) in einer modellierten Potential Release Area (PRA = 1). Die restlichen erkannten Unfälle (ATES ≥ 2 ohne PRA) liegen in Auslauf- oder Fernauslösungszonen — ein Indiz dafür, dass das Flow-Py Runout-Modul diese Zonen korrekt erfasst.

Die nicht erfassten Unfälle (ATES 0–1: CH 12,6 %, AT 18,3 %) konzentrieren sich unterhalb 1500 m und sind überwiegend auf Fernauslösung, ungenaue Koordinaten oder Auslaufzonen jenseits der modellierten Reichweite zurückzuführen.

6.1.4 Einschränkungen der Unfallvalidierung

Die Metrik (ATES ≥ 2) prüft ausschließlich, ob der Unfallpunkt in Lawinengelände liegt — es wird **nicht** geprüft, ob die zugewiesene ATES-Klasse die tatsächliche Exposition korrekt widerspiegelt. Ein Unfall in einer steilen Rinne (ATES Complex erwartet), der als Challenging klassifiziert wird, gilt in dieser Validierung als erkannt, obwohl die Klasse zu niedrig ist. Eine ordinal korrekte Validierung (Confusion Matrix der Klassen 0–4) erfordert Referenz-Kartierungen von Lawinengelände-Experten — für die Schweiz existieren die SLF CAT/ATH-Karten⁶ als methodisch stärkste externe Referenz (siehe Ausblick).

7 Diskussion

7.1 Stärken

- **Transparente Methodik:** Alle verwendeten Parameter, Formeln und Schwellenwerte sind in diesem Dokument dokumentiert und ihre Herkunft aus den referenzierten Publikationen nachvollziehbar.
- **Gesamter Alpenraum:** Erste **transparente und reproduzierbare** alpenweite ATES-Kartierung auf Basis eines validierten open-source Frameworks (AutoATES v2 / Flow-Py) mit expliziter PRA-Delineation und Runout-Simulation. SkiTourenGuru⁴ bietet eine alpenweite Geländeklassifikation auf RSA-Basis, deren Gewichtungsfaktoren jedoch nicht publiziert sind.
- **Hochauflösend:** 5 m DEM — feiner als AutoATES v2 typischerweise arbeitet (10–30 m) und identisch mit SLF CATv2.
- **Alpine Kalibrierung:** Alle Schwellenwerte nach Huber et al.³ für den Alpenraum optimiert, nicht die kanadischen Defaults.

7.2 Limitationen

Kein Remote Triggering: Fernauslösung (Harvey et al.⁵) ist nicht modelliert. Dies erklärt einen Teil der nicht erfassten Unfälle (CH 12,6 %, AT 18,3 %). Die höhere AT-Miss-Rate erklärt sich durch die breitere Stichprobe: LAWIS erfasst keine Aktivitätsklassifikation, daher werden analog zu Techel et al.²¹ alle Unfälle mit Personenbeteiligung in unkontrolliertem Gelände einbezogen (inkl. Variantenfahrer).

Windshelter-Cauchy extrem selektiv: Die Cauchy-Parameter der Windshelter-Membership ($a = 3$, $b = 10$, $c = 3^\circ$) erzeugen eine nahezu binäre Step-Function um $S_x = 3^\circ$. Der hohe Exponent $b = 10$ bewirkt, dass der omnidirektionale Median- S_x nur in einem schmalen Band von ca. 1–5° eine relevante Membership (> 0.1) erhält. Für alpine Gratlagen, konvexe Hänge oder Hangfüße liegt der Median- S_x häufig bei 0–2° (leicht konvex bis neutral), was die Windshelter-Membership auf nahe 0 drückt. In Kombination mit der Fuzzy-AND-Formel (bei der das Minimum dominiert)

reicht ein niedriger Windshelter-Wert aus, um die PRA-Detektion vollständig zu unterdrücken — auch auf 43° steilen Hängen. Dies ist konzeptionell korrekt (Grate und konvexes Gelände sind weniger schneebrettanfällig), führt aber systematisch dazu, dass PRA auf windward-exponierten Graten nicht erkannt wird. Eine Stichprobe im Tiroler Testgebiet zeigt, dass ca. 12 % der Pixel mit Hangneigung $\geq 40^\circ$ wegen niedriger Windshelter-Membership ($\mu_w < 0.1$) keine PRA-Erkennung erhalten. Diese Pixel konzentrieren sich auf konvexe Gratrücken und Windlufseiten — Gelände, in dem die Schneebrett-Wahrscheinlichkeit tatsächlich reduziert ist, aber nicht null. Die Parameter stammen direkt aus der AutoATES v2-Referenz und sind für die omnidirektionale Median-Berechnung kalibriert.

Kein Terrain Roughness: Veitinger et al.⁹ führten VRM als dritten PRA-Input ein, der bei 2 m DEM Mikrotopografie erfassen soll. Toft et al.^{7, Sect. 4.1.4} haben Roughness in AutoATES v2 bewusst entfernt: Bei DEM-Auflösungen von 5–30 m misst VRM Basin-Scale- statt Slope-Scale-Roughness. Sykes et al.²² zeigten, dass auch bei hochauflösenden DEMs (< 5 m) kein messbarer Vorteil entsteht. Wir folgen daher der Entscheidung von Toft et al.⁷ und verzichten auf Roughness.

Keine Terrain Traps: ATES v2 (Statham & Campbell²) definiert Terrain Traps als qualitativen Parameter für manuelle Bewertung. Kein publiziertes Verfahren implementiert eine DEM-basierte Automatisierung. Toft et al.^{7, Sect. 4.1.2} testeten einen AAT-Threshold als Proxy — Ergebnis: 0,08–0,14 % Verbesserung.

Single-Inflow Persistence: Die Referenzimplementierung summiert Persistence-Gewichte von allen Eltern-Zellen (Multi-Parent), unsere Implementierung trackt eine einzelne Einstromrichtung pro Pixel. Die Vereinfachung betrifft Konvergenzzonen, in denen mehrere Fließpfade zusammenlaufen. Ein quantitativer Vergleich gegen die Multi-Parent-Variante für ein Testgebiet steht noch aus — die Auswirkung auf die finale ATES-Klassifikation wird als gering eingeschätzt, da die Persistence-Gewichte primär die laterale Ausbreitung steuern und die dominante Fließrichtung in Konvergenzzonen typischerweise eindeutig ist.

7.3 Ausblick

- **Vergleich gegen SLF CAT/ATH:** Pixelweiser Vergleich gegen die RAMMS-basierten CAT/ATH-Karten (Harvey et al.⁶, CC BY 4.0) für die Schweiz — die methodisch stärkste externe Validierung.
- **Remote Triggering:** Integration des Weibull-Kernels (Harvey et al.⁵) — erfordert einen alpinen Referenzdatensatz.
- **Überregionale Validierung:** Weitere Alpenregionen mit Lawinenkataster-Daten.

8 Abdeckung

Region	DEM-Quelle	Wald-Quelle	Status
Schweiz	swissALTI3D (2 m)	WSL VHM (1 m)	✓
Österreich	BEV ALS-DTM (1 m)	BEV ALS nDSM (1 m)	✓
Französische Alpen	IGN RGE ALTI (1 m)	IGN MNH LiDAR HD (1 m)	✓
Südtirol (IT-32-BZ)	Prov. DEM (2,5 m)	Prov. nDSM (2,5 m)	✓
Trentino (IT-32-TN)	PAT DEM	PAT LiDAR-CHM (1 m)	✓
Aostatal (IT-23-AO)	VdA DTM (2 m)	VdA DSM–DTM (2 m)	✓
Slowenien	ARSO DMR (1 m)	ARSO nDSM (1 m)	✓
Bayern	BVV DGM1 (1 m)	BVV DOM20 + ATKIS Wald/ Gehölz	✓

Tabelle 12: Regionale Abdeckung (Stand 5. Juni 2026). Datenquellen und Lizenzen sind in Abschnitt 3.1 dokumentiert.

Die Methodik wird schrittweise auf den gesamten Alpenraum angewendet.

Literatur

- [1] G. Statham, B. McMahon, und I. Tomm, „The Avalanche Terrain Exposure Scale“, in *International Snow Science Workshop, Telluride*, 2006.
- [2] G. Statham und C. Campbell, „Avalanche Terrain Exposure Scale v2.0“, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Bd. 25, S. 1113–1137, 2025.
- [3] A. Huber u. a., „AutoATES Austria — testing and application of an automated model-chain for avalanche terrain classification in the Austrian Alps“, in *International Snow Science Workshop, Bend, Oregon*, 2023.
- [4] G. Schmudlach und J. Köhler, „Method for an automatized avalanche terrain classification“, in *International Snow Science Workshop, Breckenridge*, 2016.
- [5] S. Harvey, G. Schmudlach, Y. Bühler, L. Dürr, A. Stoffel, und M. Christen, „Avalanche terrain maps for backcountry skiing in Switzerland“, in *International Snow Science Workshop, Innsbruck*, 2018.
- [6] S. Harvey, Y. Bühler, L. Dürr, und I. Vontobel, „CATv2 and ATHv2 — updated classified avalanche terrain and avalanche terrain hazard maps for Switzerland“, in *International Snow Science Workshop, Tromsø*, 2024.
- [7] H. B. Toft, J. Sykes, A. Schauer, J. Hendrikx, und A. Hetland, „AutoATES v2.0: Automated Avalanche Terrain Exposure Scale mapping“, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Bd. 24, S. 1779–1793, 2024.
- [8] K. Markov u. a., „Machine learning for automated avalanche terrain exposure scale (ATES) classification“, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Bd. 25, S. 4375–4403, 2025.
- [9] J. Veitinger, R. S. Purves, und B. Sovilla, „Potential slab avalanche release area identification from estimated winter terrain: a multi-scale, fuzzy logic approach“, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Bd. 16, S. 2211–2225, 2016.
- [10] C. J. L. D’Amboise u. a., „Flow-Py — an open-source simulation tool for gravitational mass flows“, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Bd. 22, S. 1449–1463, 2022.

- [11] C. J. L. D'Amboise, J.-T. Fischer, M. Adams, A. Huber, M. Plörer, und R. Fromm, „Forest detrainment module for Flow-Py“, in *International Snow Science Workshop, Tromsø*, 2024.
- [12] J. Schumacher, H. Toft Larsen, J. P. McLean, M. Hauglin, R. Astrup, und J. Breidenbach, „The utility of forest attribute maps for automated Avalanche Terrain Exposure Scale (ATES) modelling“, *Forests*, Bd. 13, Nr. 5, S. 774, 2022.
- [13] C. Bauerhansl, T. Koukal, und K. Schadauer, „Waldkarte Österreich — Flächendeckende Walddtypenklassifikation für Österreich“, *BFW-Praxisinformation*, Bd. 14, S. 12–14, 2007.
- [14] N. Lang, W. Jetz, K. Schindler, und J. D. Wegner, „A high-resolution canopy height model of the Earth“, *Nature Ecology & Evolution*, Bd. 7, S. 1778–1789, 2023.
- [15] Meta AI und World Resources Institute, „High Resolution Canopy Height Maps v2“. 2025.
- [16] European Environment Agency, „Copernicus HRL Tree Cover Density — Validation Report 2018“, 2020.
- [17] B. Werners, „Aggregation models in mathematical programming“, *Mathematical Models for Decision Support*, Bd. 48. in NATO ASI Series F, vol. 48. Springer, 1988.
- [18] A. Winstral, K. Elder, und R. E. Davis, „Spatial snow modeling of wind-redistributed snow using terrain-based parameters“, *Journal of Hydrometeorology*, Bd. 3, S. 524–538, 2002.
- [19] C. Plattner, L. N. Braun, und A. Brenning, „Spatial variability of snow accumulation on Vernagtferner, Austrian Alps, in winter 2003/2004“, *Zeitschrift für Gletscherkunde und Glazialgeologie*, Bd. 39, S. 43–57, 2006.
- [20] L. Biagi u. a., „The open data HELI-DEM DTM for the western alpine area: computation and publication“, *Applied Geomatics*, Bd. 8, Nr. 4, S. 245–260, 2016, doi: 10.1007/s12518-016-0176-5.
- [21] F. Techel u. a., „Avalanche fatalities in the European Alps: long-term trends and statistics“, *Geographica Helvetica*, Bd. 71, S. 147–159, 2016.
- [22] J. Sykes, H. B. Toft, und J. Hendriks, „Sensitivity of AutoATES to terrain model resolution and roughness parameters“, in *International Snow Science Workshop, Bend, Oregon*, 2023.