

機械学習を用いた積雪粒子画像の自動判定法

Automatic determination of snow particle images using machine learning

白川 龍生¹, 齋藤 晶^{1,2}, 高橋 浩司³, 小林 一人³
Tatsuo Shirakawa¹, Akira Saito^{1,2}, Koji Takahashi³, Kazuto Kobayashi³
Corresponding author: shirakaw@mail.kitami-it.ac.jp (T. Shirakawa)

This study proposes the automatic determination method of snow particle images using machine learning. A visual method using a gauge and loupe is generally used to determine snow type, however, this requires skill and is prone to an error. To resolve this issue, we focused on machine learning, built and evaluated a snow particle image determination model and then developed a smartphone application for practical application of the technology. Although there were issues with determining layers showing multiple types of snow quality, good determination results were obtained for snow type with characteristic shapes, such as new snow and depth hoar.

1. はじめに

積雪状態を把握する最も基本的な観測が積雪断面観測である。ここでの観測項目は、積雪の密度、温度、硬度、含水率など種々あるが、観測の中で最も難易度が高い項目は雪質判定である。雪質判定は数値として計測される他の項目と異なり、観測者が積雪粒子の性状を手がかりに判定するため、経験がないと正確な判定が難しい。このような背景から雪質を判定できる研究者は限られており、後継者不足も懸念されている。さらに習熟した研究者であっても互いの個人差、あるいは個人内誤差の影響も少なくない。

積雪各層の雪質を正確に判定することは、雪崩の危険性判断や地域の積雪特性を把握、積雪推定モデルの検証など、冬期防災や雪氷分野の研究・教育において非常に重要である。

そこで本研究では、新しい雪質判定の方法として機械学習に着目し、雪質の自動判定を試みた。機械学習は膨大なデータの中から共通パターンを見つけ出す手法である。人間がラベル付けしたデータを使用してアルゴリズムを訓練(教師あり学習)する場合、機械学習では入力とそれに対応すべき出力を写像する関数を生成する。本研究はこの手法を用い、機械学習による判定結果と現場での断面観測による判定結果とを比較した。これが実現すると、雪質の判定支援ツールとして雪崩調査等での利用に加え、新たな研究開発分野の発

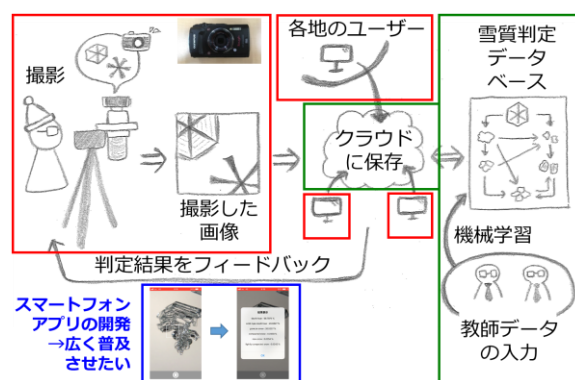


図1 本研究の全体像

掘や教育現場への応用、そして技術継承ツールとしての利用が期待できる。

本研究の全体像を図1に示す。流れは以下の3段階である。すなわち、(1)教師データを機械学習し雪質判定データベースをあらかじめ作成し、これをクラウドサーバーに保存する。(2)各地のユーザーはあらかじめ統一した方法で写真を撮影し、それをクラウドサーバーに送る。(3)送信したユーザーに判定結果が送信される。インターネットに接続されていれば国の内外を問わず利用できるため、汎用性も高い。さらにこれをスマートフォン用のアプリに搭載し、スマートフォンのカメラ・通信機能と組み合わせると、雪氷分野の研究者のみならずバックカントリースキーなどを楽しむ一般の方が山で使用するなど、利用範囲が

¹北見工業大学

Kitami Institute of Technology

²現在 東京技工株式会社(研究当時:北見工業大学 学生)

Tokyogiko Co., Ltd.

³株式会社構研エンジニアリング

Koken Engineering Co., Ltd.



図2 機械学習による雪質判定の流れ (Microsoft Azure の Custom Vision)

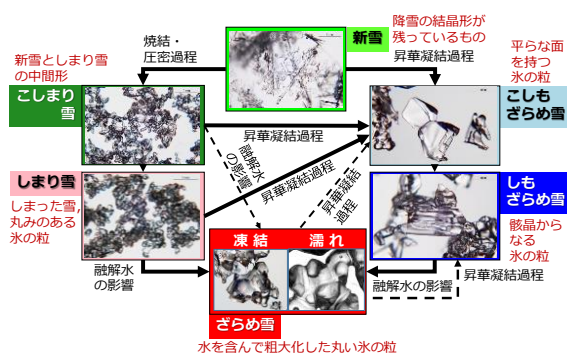


図3 積雪の変態系統図 (亀田・高橋, 2017 を基に編集)

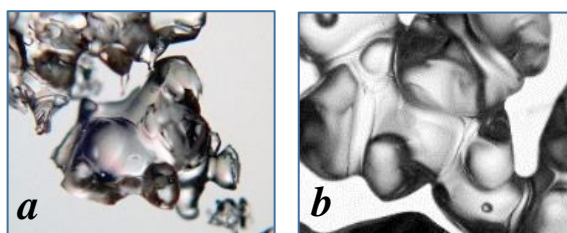


図4 2種類のざらめ雪 (a)凍結ざらめ雪, (b)濡れざらめ雪

拡大することが期待される。

2. 機械学習による画像判定

本研究では, Microsoft Azure が提供する Custom Vision (<https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/custom-vision-service/>) を使用した. Custom Vision では, 教師データ(学習用画像)にタグを付けて入力すると特徴を機械学習した画像判定モデルが作成される(図2). ここでの機械学習アルゴリズムには畳み込みニューラルネットワーク(フィルタで特徴を取り出す畳み込み層と重要な特徴を残して圧縮するプーリング層とを繰り返し適用し, 特徴量から重み付き和を求め, 予測結果を出力する方法)が用いられている(例えば, Kaiming He, *et al.*, 2015).

3. データの準備

積雪の変態系統図を図3に示す. 教師データを作成する際は, 積雪粒子を新雪・こしまり雪・しまり雪・こしもざらめ雪・しもざらめ雪・凍結ざらめ雪・濡れざらめ雪の7種類のいずれかに分類し, ラベルを与えた. ざらめ雪については, 凍結によって乾いているざらめ雪と, 水を含んで濡れているざらめ雪の2種類がある. 同じざらめ雪でも性状は異なるため, 本研究の画像判定では両者を区別することとした(図4).

表1 教師データとして用いた画像の種類と枚数

雪質	単一の雪質		複数の雪質	
	撮影枚数	雪質	撮影枚数	雪質
新雪	92	新雪+こしまり雪	50	
こしまり雪(旭川・函館)	68	新雪+こしもざらめ雪	10	
しまり雪(剣淵・旭川)	100	こしまり雪+しまり雪	4	
凍結ざらめ雪	27	こしまり雪+こしもざらめ雪	9	
ぬれざらめ雪	94	しまり雪+こしもざらめ雪	2	
こしもざらめ雪	62	凍結ざらめ雪+しもざらめ雪	12	
しもざらめ雪	35	凍結ざらめ雪+こしもざらめ雪	8	
		しもざらめ雪+こしもざらめ雪	15	

ここで層によっては複数の雪質が混在する場合がある. Custom Vision では複数のラベルを与えることもできるが, ここでは複数の雪質を組み合わせさせたラベルを新たに作成(例えば「こしまり雪+こしもざらめ雪」)し学習に用いた. これは単一の雪質による典型的な層の雪質に比べ特徴が明瞭ではないため, こうした雪質での適中率を高めるために加えた工夫である.

粒子画像は, 雪粒子を置いた装置にマクロ撮影モードを備えたデジタルカメラを載せて撮影した. 倍率や対象物までの距離は全て一定とした.

教師データとして用いた画像は, 2017年12月~2018年4月に北海道北見市で実施した積雪断

表 2 判定対象の画像の種類と枚数

観測日	雪質	撮影枚数
1/21	新雪	5
	こしもざらめ雪+しもざらめ雪	22
	しもざらめ雪	11
1/25	新雪	21
	新雪+こしまり雪	5
	こしまり雪	31
	こしまり雪+こしもざらめ雪	7
	こしもざらめ雪+しもざらめ雪	16
	しもざらめ雪	22
1/28	新雪	10
	こしまり雪+こしもざらめ雪	6
	こしまり雪+しまり雪	13
	しまり雪+こしもざらめ雪	5
	こしもざらめ雪+しもざらめ雪	14
	しもざらめ雪	18
2/1	新雪+こしもざらめ雪	6
	こしまり雪+こしもざらめ雪	6
	新雪+こしまり雪	12
	こしまり雪+こしもざらめ雪	25
	しまり雪+こしもざらめ雪	6
	こしもざらめ雪+しもざらめ雪	12
	しもざらめ雪	13

面観測(白川・八久保, 2018)の際に撮影した420枚に、2018年12月～2019年2月に北海道剣淵町・旭川市および函館市で採雪・撮影した168枚(北見市で観測が不足していたこしまり雪68枚としまり雪100枚)を加えた588枚である(表1)。

一方、判定の対象画像は、2019年1月21日～

2月1日に北海道北見市で撮影した286枚である(表2)。1月24日に24.5cmの降雪があり、その後にはこしまり雪としまり雪(あるいはそれを含む複数の雪質)の層が形成された。

4. 結果および考察

機械学習による積雪粒子画像の判定結果を表3に示す。観測当日、現地で観測者が判定した結果を基準とし、積雪粒子画像の判定結果(教師データとの適合度)を雪質別に整理した。表中、太字アンダーラインは現地観測で判定した雪質を示す。これによると、単独の雪質(新雪、しもざらめ雪)を対象とした場合は、80%以上の確率で適合している。しかしながら、複数の雪質が組み合わされた層では適合率が低い。特に現地でこしまり雪・しまり雪と判断した層で低い値を示した。適合率が低くなった理由としては、複数の雪質層のモデルとなる教師データの不足、ラベル付けの方法、ならびに撮影方法(写真内に粒子数が多い、あるいは少ない)の問題が挙げられる。撮影方法については、撮影時の露出補正や撮影後のコントラスト補正が結果に影響している可能性がある(画像補正なしで分類ができれば理想的である)。

なお各画像と今回の雪質には含まれていない濡れざらめ雪との適合度は、いずれも1%未満であった。

表 3 機械学習による積雪粒子画像の判定結果

観測日	雪質	教師データとの適合度 (%)						
		新雪	こしまり雪	しまり雪	凍結ざらめ雪	濡れざらめ雪	こしもざらめ雪	しもざらめ雪
21	新雪	99.4	2.9	0.0	0.1	0.0	0.0	1.4
	こしもざらめ雪+しもざらめ雪	5.2	1.2	0.3	55.0	0.0	41.9	70.7
	しもざらめ雪	0.4	0.0	0.0	22.1	0.0	9.9	84.4
25	新雪	86.9	48.6	0.1	3.3	0.0	1.5	2.2
	新雪+こしまり雪	80.9	59.5	2.0	0.8	0.0	2.6	0.2
	こしまり雪	87.2	31.5	8.5	1.5	0.0	4.5	0.4
	こしまり雪+こしもざらめ雪	47.3	17.1	47.5	3.0	0.0	19.7	0.5
	こしもざらめ雪+しもざらめ雪	0.8	2.3	2.5	41.3	0.0	62.7	52.5
	しもざらめ雪	0.1	0.6	0.4	32.4	0.5	13.7	91.6
28	新雪	86.3	25.3	1.1	1.1	0.0	21.6	0.7
	こしまり雪+こしもざらめ雪	19.0	32.4	29.0	0.9	0.0	38.3	0.3
	こしまり雪+しまり雪	34.2	59.0	44.6	0.7	0.0	42.2	0.0
	しまり雪+こしもざらめ雪	22.5	38.6	45.4	2.8	0.0	38.7	0.2
	こしもざらめ雪+しもざらめ雪	0.1	0.6	1.1	54.1	0.1	50.8	47.5
	しもざらめ雪	0.0	0.0	0.2	18.0	0.8	19.3	93.5
1	新雪+こしもざらめ雪	49.4	80.9	3.5	0.9	0.0	10.6	1.9
	こしまり雪+こしもざらめ雪	39.4	44.5	22.9	3.8	0.0	38.8	6.5
	新雪+こしまり雪	71.5	28.4	12.6	0.3	0.1	46.8	0.6



図5 スマートフォン向け雪質判定アプリ
(Apple社 iOS用, Custom Visionを利用)

5. スマートフォン用アプリの開発

このような機械学習による積雪粒子の雪質判定を山岳の現場やスキー場にしながら実現できれば、ユーザーはその場で雪質がわかるため、これは現状より優れた雪氷防災ツールとなり得る。

そこで Apple 社のスマートフォン iPhone をモデルに iOS 用のアプリを開発した (図5)。アプリでは、事前に CustomVision による機械学習で作られた雪質判定モデルを搭載しているため、PCによりデスクトップ上で実施する判定がこれで可能となる。ただし今回の雪質判定モデル構築にはスマートフォンに搭載されたカメラでの撮影画像ではなく、3章に記したデジタルカメラによる画像であり、スマートフォン用には最適化されていない (2019年3月末日現在)。今後、スマートフォン用の教師データを多数準備し、前章に記した課題を解決する必要があるが、これが実装できれば操作性および信頼性が改善され、有益なツールになると思われる。

6. まとめ

雪質の判定に機械学習を用いる試みは、本研究が国内外を通じて初めてと思われる。研究内容をまとめると以下のようなになる。

- (1) 機械学習を用いた積雪粒子の雪質の自動判定法を提案した。機械学習に着目し、積雪粒子画像の判定モデルの構築とその評価を行った。
- (2) 2019年1月下旬に北見で実施した積雪断面観測で撮影した画像を用い、雪質判定を行った結果、単一の雪質 (新雪, しもぞらめ雪) については 80%以上の適合率で判定結果が

得られた。一方、複数の雪質を示す層の判定には複数の課題がみられた。

- (3) 開発中の雪質判定用アプリを紹介した。スマートフォン用に最適化された雪質判定モデルを搭載したアプリを今後開発する予定である。

【謝辞】

本研究で使用した積雪粒子の撮影装置は、北海道大学名誉教授の秋田谷英次博士から提供いただいたものです。ここに記し、感謝の意を表します。本研究の一部は、JSPS 科研費 JP15K06679 および JP19K04647 の助成を受け実施しました。

【参考文献】

- 1) 例えば, Kaiming He, *et al.*, 2015: Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification, *Proc. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1026-1034, doi:10.1109/ICCV.2015.123
- 2) 亀田貴雄, 高橋修平, 2017: 雪氷学. 古今書院, 349pp.
- 3) 白川龍生, 八久保晶弘, 2018: 北海道北見で実施した積雪断面観測および冬季気象観測 (2017-2018), 北海道の雪氷, **37**, 67-70.