

降雪近接画像を用いた降雪粒子の表面形状に関する研究

吉田ありさ¹・熊倉俊郎²・本吉弘岐³・中井専人³

1:長岡技術科学大学 工学分野 2:長岡技術科学大学 環境社会基盤系

3: 国立研究開発法人防災科学技術研究所 雪氷防災研究センター

1. はじめに

雪氷災害の危険度を面的に把握するためには、降雪量分布とともに、どのような雪が降るかという降雪特性を知る必要がある。例えば、表層雪崩の発生原因である弱層の形成には、雲粒の少ない降雪結晶が関与することが指摘されている。降雪特性の把握のために、国立研究開発法人防災科学技術研究所 雪氷防災研究センターでは、降雪粒子観測施設を設け、自然降雪を撮影することで、降雪粒子の観測を行っている。

本研究では、降雪粒子の画像分類の自動化を行うことを目的として、表面形状として雲粒付着の有無を選択し、画像畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolutional Neural Network)を用いてそれを判別するモデルを作成した。

2. 使用した画像

2-1. 撮影手法

本研究で用いた降雪結晶の近接画像は、国立研究開発法人防災科学技術研究所雪氷防災研究センターの降雪粒子観測施設にて、2018年1月10日および2018年1月22～23日に撮影された。施設では、-5℃の低温室内へ、天井に備えられた開閉式の開口部から自然降雪を直接導入でき、ビデオマイクロスコープとマクロレンズを取り付けたデジタル一眼レフカメラを用いて、ベルトコンベア式の降雪粒子連続撮影装置を移動する降雪結晶のインターバル画像を取得している。本研究ではデジタル一眼レフカメラで撮影した画像(画素数6000×4000ピクセル、記録間隔1分)を使用した。



図1 降雪粒子観測施設
(本吉ら, 日本気象学会 2019 年度秋季大会より)

2-2. 観測期間の選定

撮影時の気象条件は2018年1月10日の低気圧が太平洋側に抜けた冬型の気圧配置による降雪結晶および2018年1月22～23日の南岸低気圧通過時の降

雪結晶の画像を用いた。この期間を使用したのは、これまで、南岸低気圧による降雪が表層雪崩をもたらしやすいことや、低気圧が日本付近を通過する際に、温暖前線に相当する層状雲から雲粒付着の少ない降雪結晶が降りやすいことが知られている。今回雲粒付着の有無を対象とするため、雲粒付き降雪結晶が降った可能性の高い上記の期間を選定した。

2-3. 雲粒付着の有無と雪氷災害の関係

雲粒が付かない幅広六花などの新雪結晶や、小さなほかの結晶形が表面に層になって積もると、表面が滑らかなため接触点が少なく、焼結による堆積後の結晶の結合が少なくなる。つまり、このような雲粒なしの新雪層はすべりやすく、多量の積雪が上に堆積すると弱層となり、表層雪崩の発生をもたらす。よって雲粒付着の有無を判別することで、雪氷災害の危険把握に役立てられると考え、今回雲粒付着の有無を対象とした。

2-3. 教師データの作成

学習には、降雪結晶の近接画像(6000×4000ピクセル)から、30×20分割(200×200ピクセル)の大きさに切り出しして使用した。クラス分けは雲粒なし降雪結晶と雲粒付き降雪結晶の2クラスとした。使用した期間の画像から、目視で雲粒なし結晶と雲粒付き結晶のそれぞれが顕著に表れていると判断した画像から、それぞれ700枚ずつを教師データとして与えた。判別例を図2に示す。

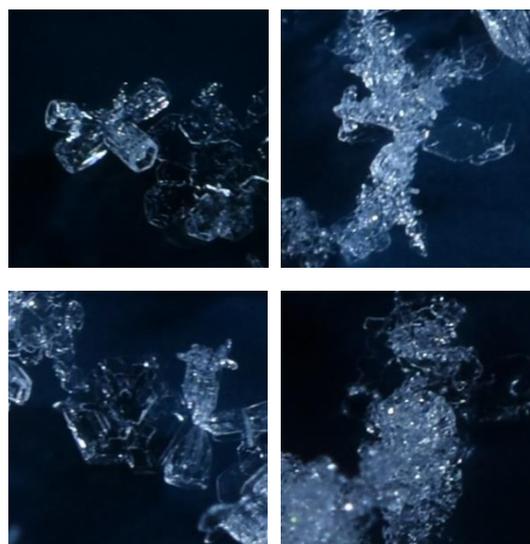


図2 雲粒なし降雪結晶(左2枚)と雲粒付き降雪結晶(右2枚)の判別例

3. 作成したモデルの概要

深層学習(ディープラーニング)とは、人間の脳の神経回路を模したアルゴリズム「ニューラルネットワーク」を利用した機械学習の一種である。深層学習は、特に画像認識の分野で圧倒的な性能を示した。深層学習を用いた画像認識が、従来の画像認識と異なる部分は特徴量の抽出である。従来の手法では、人間が機械に画像の特徴を指定していたのに対し、深層学習では、機械に大量データを学習させることで、機械が自ら画像の特徴を見つけ判別することができる。

CNN(Convolution Neural Network)は、「畳み込み層」と「プーリング層」の組み合わせを繰り返し構成し、画像分類を行う。今回画像数が少ないことから学習効率を高めるため、ImageNet で学習させた 50 層のモデルである ResNet50 を用いてファインチューニングを行った。画像は、ResNet50 に合わせて 244×244 ピクセルで 1400 枚(雲粒付き 700 枚、雲粒なし 700 枚)入力し、学習データと試験データを 7:3 の割合で分けて使用した。活性化関数は softmax、損失関数は binary_crossentropy を使用した。ハイパーパラメータを変化させながら、精度と損失を確認することで、最も制度の良いハイパーパラメータを選択し、結果、バッチサイズは 16、学習回数は 10 回、最適化関数は Adam、学習率は 0.001 に設定した。正解率向上のため、画像の回転による学習データの増し学習を行い、雲粒付着の有無を出力した。全結合層は自作の構造(クラス分類用の 2 ユニット 1 層)を用いた。

4. 結果と考察

作成したモデルの学習結果は、図 4 に示すように、精度 0.9169 (91%)、損失率 0.2442 で、学習を進めるごとに精度が上昇・損失が減少しており、学習できているといえる。しかし、作成したモデルを使用し、試験データの判別を行ってみると、精度は 0.5714 (57%) と判別できていなかった。この理由として、雲粒の有無ではなく、輪郭や形状の組み合わせも合わせて学習している可能性が考えられる。輪郭や形状の組み合わせを見ているのではないかと考えた理由については、輪郭や形状を考慮していると考えられる「降雪結晶が写っているかないか」の場合のモデルで、図 5 に示すように試験データで判別を行った場合も 65% 程度の精度が得られており、「雲粒が付いているかないか」のモデルより、試験の精度が高いためである。しかし、この場合でも試験で 65% の精度であり、十分な精度ではない。この理由としては、入力画像の解像度が低い点や学習データが少ない点が影響していると考えられる。

これらを踏まえ、今後精度を高めるために、訓練データを増やし、モデルの再構築を行なうことが必要である。また、今回は雲粒の付着具合をターゲットにモデルを作成したが、表面形状で輪郭や形状の組み合わせが判別に影響すると思われるもの(あられ、結晶)についてもモデルを作成し、今回のモデルと比較したいと思う。

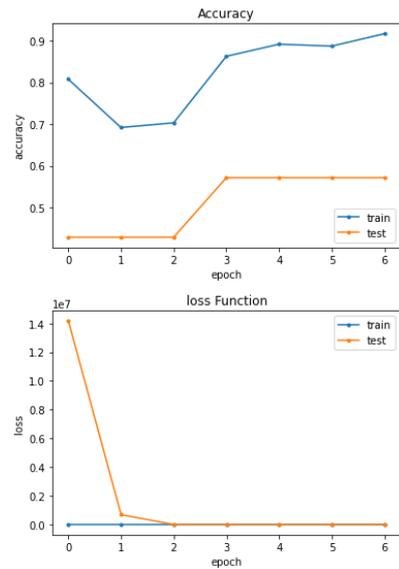


図 5 「雲粒が付いているかないか」モデルの精度と損失

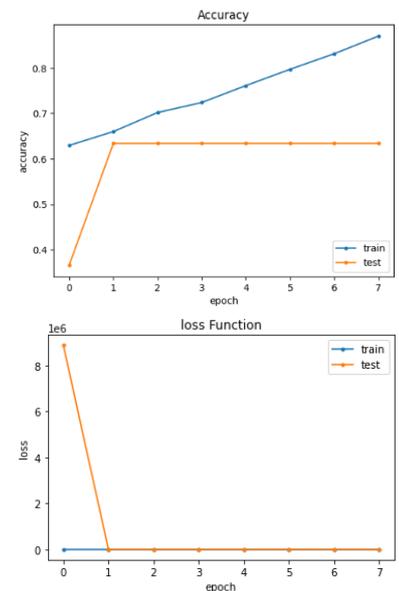


図 4 「降雪結晶が写っているかないか」モデルの精度と損失

文献

- 秋田谷英次, 中村一樹(2013):低気圧前面の降雪結晶による弱層形成, 日本雪氷学会北海道支部, 北海道の雪氷 No.32.
- 石坂雅昭, 椎名徹, 中井専入, 佐藤篤司, 岩本勉之, 村本健一郎(2004):画像処理手法を用いた自動観測による降雪粒子の同定について その 2 長岡で観測された降雪粒子と自動観測による検出手法の検証. 雪氷, 66,647-659.
- 松下拓樹(2021), 雲粒付着の少ない降雪結晶による乾雪表層雪崩事例について, 日本雪工学会 雪氷研究大会