

降雪近接画像を用いた降雪結晶の特徴量推定

長岡技術科学大学 ○吉田ありさ

長岡技術科学大学 熊倉俊郎

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 本吉弘岐

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 中井専人

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²⁾。

本研究では、CNN (Convolutional Neural Network)による降雪粒子の画像分類の自動化を行うことを目的として、雲粒付着の有無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¹⁾。施設では、-5°C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。

2-2. 気象条件

撮影時の気象条件は図1に示すように、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が指摘されている。また、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³⁾。

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むと、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。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つ。

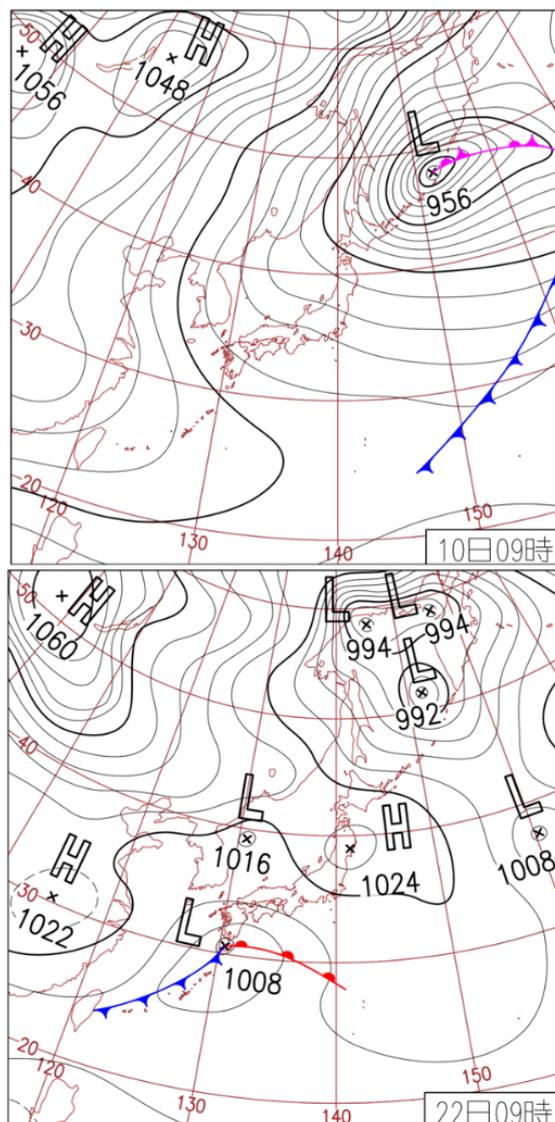


図1 画像撮影日（上：2018年1月10日9時，下：2018年1月22日9時）の天気図（気象庁より）

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、18×12分割（333×333ピクセル（1.38×1.38mm）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45枚ずつを教師データとして与えた。判別例を図2に示す。

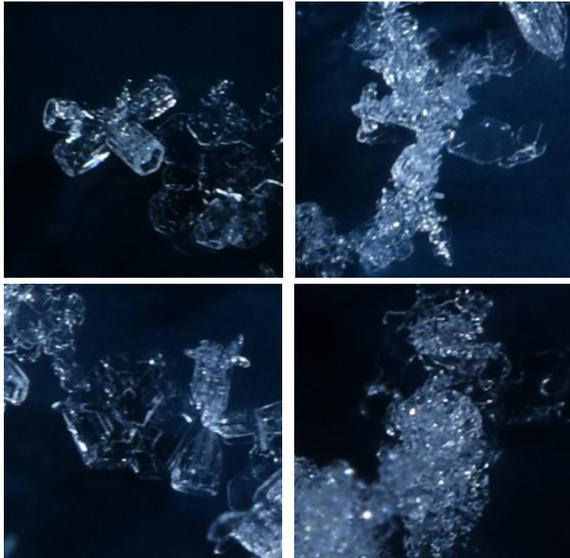


図2 雲粒なし降雪結晶（左2枚）と雲粒付き降雪結晶（右2枚）の判別例

3. CNN (Convolution Neural Network) 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、機械に大量の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。

表1 学習時の設定

種類	内容
画像の枚数	90
入力画像のサイズ	333×333
学習回数	7
バッチサイズ	32
活性化関数	relu, softmax
損失関数	binary_crossentropy
最適化関数	Adam

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。学習時の設定を表1に示した。画像は、333×333ピクセルで入力した。学習データ80枚、バリデーションデータ10枚の割合にした。バッチサイズは32、学習回数は7回に設定した。正解率向上のため、画像の回転による学習データの増強学習を行い、雲粒付着の有無を出力した。また、今回画像数が少ないため、図3に示す通り、ImageNetで学習させたVGG16を用いてファイルチューニングを行った。全結合層は自作の構造(256ユニット1層+クラス分類用の2ユニッ

ト1層)を用いた。全結合層とその一つ前の畳み込み層(3層)+プーリング層のセットにおいてファイルチューニングを行い、モデル重みを再調整した。それより浅い層におけるモデル重みは固定した。モデル中の各関数は、表1に記したものを適用した。

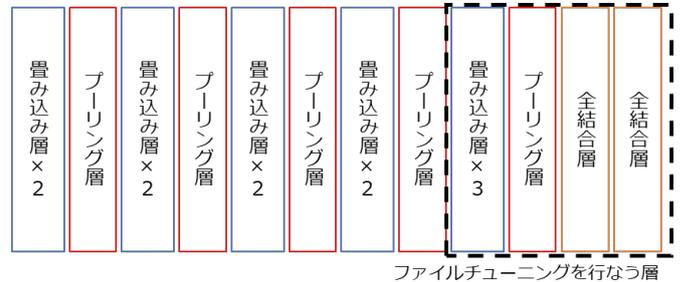


図3 CNNモデルの概要

4. 結果と考察

モデルの学習結果は、正解率0.5000(50%)、損失率0.7233で精度が良いとは言えなかった。この理由として、入力画像の解像度が低い点や学習データが少ない点、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。今後精度を高めるために、入力画像の解像度やサイズの変更、モデルの再構築を行なっていくとともに、雲粒の付着具合による危険度予測や、雲粒以外の特徴量について行ないたいと思う。

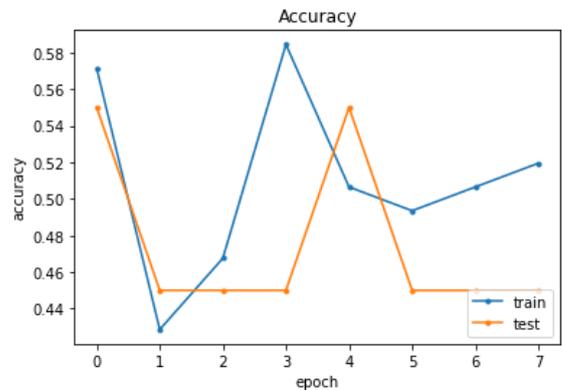


図3 学習時と検証時の正解率

5. 参考文献

- 1) 石坂雅昭, 椎名徹, 中井専人, 佐藤篤司, 岩本勉之, 村本健一郎, 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, 日本雪氷学会誌 雪氷 66巻6号, 647-659, 2004.11
- 2) 秋田谷英次, 中村一樹, 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, 2013
- 3) 松下拓樹, 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 2021.9.13-9.16