

ディープラーニングによる南極域における冰山検出

○中村和樹（日大工・情報）

1. はじめに

現在の地球上で最も大きな変化は極域で起こっており、南極氷床が全てを融解した場合には地球の海水位が約 70 m 上昇するといわれている。海水位の上昇は、IPCC 第 5 次予測評価において氷床融解の寄与が最大の不確実性の原因となっており、氷床の消長に強く依存していることから、氷床融解による水位の上昇が懸念される。氷床は氷河を介して海洋へ流出して冰山となるが、この氷山の流出は海水位の上昇に寄与するだけでなく、氷河を取り囲む定着氷の安定および不安定に関連しており、その海氷の安定および不安定が海氷上の積雪深や気象要素の年々変化の傾向と符合している¹⁾。

氷山の検出にはリモートセンシングが有効であるが、極域では光学センサの観測機会に限られるため、昼夜および天候の影響がほとんどないマイクロ波センサ、とくに合成開口レーダが有効である。したがって、本報告では Advanced Land Observing Satellite (ALOS) 搭載の Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar (PALSAR) データに人工知能を適用して冰山検出を試みた結果を示す。

2. テストサイト

日本南極地域観測隊のベースキャンプである昭和基地周辺は定着氷で覆われており、隊員および物資の輸送は砕氷船「しらせ」により実施されている。本研究では、砕氷船「しらせ」による砕氷航行や昭和基地周辺の海氷状況を把握可能な領域をテストサイトに設定した。図 1 に本研究のテストサイトを示し、点線囲み枠は、本研究で使用した PALSAR データの取得範囲を示す。

3. 研究方法

3.1. 使用データ

本研究では、テストサイトが観測された PALSAR の Fine Beam Single polarization (FBS) モードによる、全 12 観測データを使用した (表 1)。FBS データの処理レベル 1.0 データを画像再生、マルチルック、グラウンドレンジおよび後方散乱係数へ変換の処理を施し、1 ピクセルが 60 m のスペーシングとなる画像とした。後述する学習モデルの構築において、入力データは PNG フォーマット (8 bit) にする必要があり、-25.5~0.0 dB を 0~255 ヘスケージング処理した。

PALSAR データをトレーニングデータ兼テストデータとするため、1 シーンを 28×28 ピクセルとなるブロックを設定した。なお、入力データサ

イズは後述するネットワークアーキテクチャに依存する。各ブロックにおいて冰山、海氷、氷床および氷河、露岩の 4 種類にラベリングし、PNG フォーマットへ変換して入力層データとした。

3.2. 使用データ

画像を対象とした検出や分類での問題は、入力となる画像から (1) 特徴を抽出、(2) 抽出した特徴を分類、という 2 段階に分けて考えられる。一般に特徴の抽出は人間が自ら設計する一方で、ディープラーニングでは特徴を含めて学習することにより、特徴として抽出する可否の判断が難しい場合でも、特徴量を獲得する可能性が期待される。したがって、本研究では、冰山検出に機械学習を適用し、とくにディープラーニングの 1 つである畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を使用した。

冰山検出への CNN の導入は、オープンソースのフレームワークである Caffe²⁾ を利用し、ネットワークアーキテクチャには、LeNet-5³⁾、AlexNet⁴⁾、GoogLeNet⁵⁾ を用いて冰山検出のための学習モデルを構築した。この構築に係り、初期の学習率 (Learning rate) は 0.01、全調査回数 (Epoch) は 100 とした。各ネットワークアーキテクチャは LeNet-5 が全 8 層、AlexNet が全 12 層、GoogLeNet は全 23 層である。入力層については、LeNet-5 の入力データサイズを 28×28 ピクセルとし、AlexNet および GoogLeNet は LeNet-5 と比較できるように LeNet-5 の入力データサイズをオーバーサンプリングして 256×256 ピクセルへ変換して使用した。出力層については、入力層と同様に 4 種類に分類される設定とした。

3.3. 分類正解率の算出

学習モデルは PALSAR データの組み合わせから、各アーキテクチャで C (12, 1) から C (12, 11) の 4094 モデルを構築し、各モデルに全 12 シーンの PALSAR データを適用して、テストエリアにおける分類正解率を算出する。なお、モデルに使用したシーンデータは、分類正解率の算出から除外する交差検定法を採用し、全 24564 の評価結果を調査した。

4. 解析結果

図 2 に PALSAR データの 1 シーンから 12 シーンまでの組み合わせにより構築されたモデルによる、LeNet-5、AlexNet、GoogLeNet を用いた氷山の分類正解率の平均値をそれぞれ示した。こ

の図から、LeNet-5 による分類正解率（学習モデルに用いた PALSAR データが C (12, 1) から C (12, 11)）は 41.3-65.1%であり、AlexNet では 51.6-82.5%、GoogLeNet では 55.2-84.4%であった。いずれにおいても、学習モデルの構築に使用するデータシーン数の増加に伴い、氷山の分類正解率は指数関数的な向上が見られた。しかし、C (12, 1) から C (12, 6) まではデータシーン数の増加に伴う正解率の向上が明瞭であるが、それ以降のデータシーン数の増加に伴う正解率の向上は鈍化する傾向が見られた。

5. 考察・まとめ

機械学習を適用した氷山検出として、PALSAR データにディープラーニングの 1 つである CNN を適用し、LeNet-5、AlexNet、GoogLeNet を用いた氷山の分類正解率を評価した結果、以下の知見を得た。

- (1) 分類正解率は学習モデル構築に使用するデータシーン数の増加に伴い指数関数的な向上が見られた。LeNet-5 は 41.3-65.1%、AlexNet が 51.6-82.5%、GoogLeNet では 55.2-84.4%であり、LeNet-5 と比較して AlexNet および GoogLeNet はそれぞれ正解率が 1.3 倍高かった。
- (2) 氷山検出のような画像を対象とする場合、ネットワークアーキテクチャの構造において、LeNet-5 と比較して AlexNet は層の数が多く複雑な構造をもたせることにより、分類正解率の向上が期待できる。
- (3) 一方で、AlexNet と比較して GoogLeNet は、層の数がより多く複雑な構造であるが、AlexNet と比較して GoogLeNet は正解率の向上が 1.03 倍に留まった。このことから、単純にはネットワークアーキテクチャの層数の増加に伴う分類正解率の向上が期待できないと考えられる。

謝辞

本研究で使用した ALOS/PALSAR データは、ALOS 研究公募 (PI 番号 1191 および 3049) により宇宙航空研究開発機構より提供を受けました。また、本研究の一部は JSPS 科研費 (17H06321 および 18K11627)、平成 29 年度および平成 30 年度日本大学工学部長指定研究 (特別研究)、国立極地研究所一般共同研究 (課題番号 28-21 および 29-31)、北海道大学低温科学研究所一般共同研究 (課題番号 17-20) の助成を受けました。ここに記し、深謝します。

参考文献

- 1) S. Ushio, Factors affecting fast-ice break-up frequency in Lützow-Holm Bay, Antarctica. Ann. Glaciol. 44, pp.177-

182, 2006.

- 2) Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, J. Long, R. Girshick, S. Guadarrama, T. Darrell: Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding, arXiv preprint arXiv:1408.5093, 2014.
- 3) Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner: Proc. IEEE, IEEE Computer Society, 86, pp. 2278, 1998.
- 4) A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton: Proc. Advances in Neural Information Processing Systems 25, NIPS foundation, pp.1090, 2012.
- 5) C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke, A. Rabinovich: Going deeper with convolutions, arXiv preprint arXiv:1409.4842, 2014.

表 1. PALSAR データ取得日

2008.03.03	2008.12.04	2009.03.06
2009.04.21	2009.06.06	2009.12.07
2010.06.09	2010.07.25	2010.10.25
2010.12.10	2011.01.25	2011.03.12

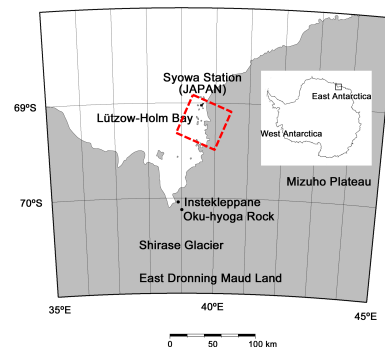


図 1. テストサイト (点線枠は PALSAR 観測範囲)

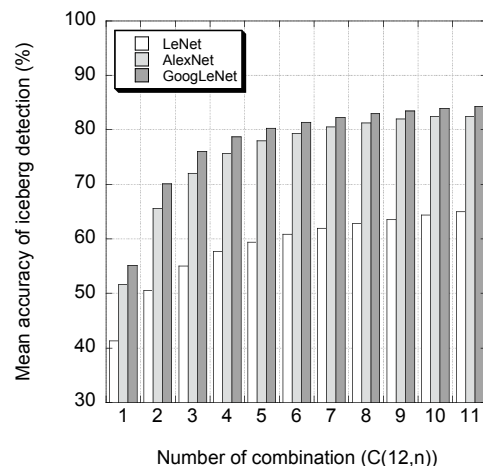


図 2. 使用シーン数の違いによる氷山平均正解率