

航空写真のセマンティックセグメンテーションを用いた津波被災地における流失建物の識別

東北大学大学院工学研究科 学生会員 ○小野 祐輝
 東北大学災害科学国際研究所 正会員 マス エリック
 東北大学災害科学国際研究所 正会員 越村 俊一

1. はじめに

地震や津波などの大規模な自然災害は、広範囲にわたって膨大な数の建物被害をもたらす。効果的な災害対応と早期の復旧計画を策定するためには、災害直後の建物被害を迅速かつ正確に特定することが不可欠である。その上で、リモートセンシングは広範囲の災害被害を検出するための有効な手段である (Rathje *et al.*, 2008)。近年、機械学習法の一つである深層学習は、主に画像認識の分野で従来の機械学習法を大きく上回る認識性能を発揮しており、リモートセンシングデータにも応用されている。一般に、深層学習による画像解析では、数千枚以上の大規模な訓練データを必要とする。しかし、災害解析のタスクにおいては、災害イベントの数が限られるためにラベル付き訓練データが不足している。訓練データの不足はモデルの性能に直結するため、多くの研究では、訓練データとして被災後のラベル付きデータを使用している。しかし、迅速性が求められる災害被害検知というタスクにおいては、災害が起こった後に手作業でラベル付きデータセットを作成することは現実的ではない。

そこで本研究では、訓練データとして災害後のラベル付き航空写真を必要としない、津波被災後の流失建物の識別手法を提案する。提案手法ではセマンティックセグメンテーションを用いて、被災後の航空写真から生存した建物を識別する。訓練データとして、被災前の航空写真と建物フットプリント画像を使用する。深層学習におけるセマンティックセグメンテーションのモデルとして、リモートセンシング画像と親和性が高いことが知られているU-Netを採用する。また、セグメンテーション性能の向上のため、ネットワークの改良を行った。

2. 手法

本研究ではU-net(Ronneberger *et al.*, 2015)を用いてセマンティックセグメンテーションを行う。セマンティッ

クセグメンテーションとは、画像の各ピクセルが、あらかじめ定められた特定のクラス群の中でどのクラスにあたるのかを分類するタスクのことをいう。本研究の場合、航空写真の各ピクセルが「建物」と「建物以外」のどちらにあたるのかを分類する。U-Net は図-2 に示すような encoder-decoder 型のネットワークで、入力側のレイヤーから出力側のレイヤーに複数のスキップ結合を持つ。スキップ結合を持つネットワークは他にもあるが、U-Net の場合は encoder 側の pooling レイヤーによって特徴マップの解像度が変わる前後で、decoder 側の同じ解像度を持つレイヤーにスキップ結合が伸びている。一般に CNN では、畳み込みを繰り返すほどにセマンティクス（今回の例では建物/非建物の分類）に関する情報が増えるが、反対に位置に関する情報が失われてしまう。位置情報が失われてしまうと、クラスの境界付近での分類精度が低下するなどの問題が生じる。しかし、U-Net では、encoder 側の特徴マップを decoder 側の特徴マップと結合させることによって、decoder 側が抽出したセマンティクスに重要な特徴に加えて、encoder 側の特徴マップが持つ位置情報を保持したままセグメンテーションを行うことが可能にされており、建物位置データとの位置情報のズレを抑えることができる。また、性能向上のための改良として、バッチノーマライゼーションとドロップアウトを行うとともに、ダウンサンプリングとアップサンプリング時に再帰計算を行うリカレントネットワークを導入した。

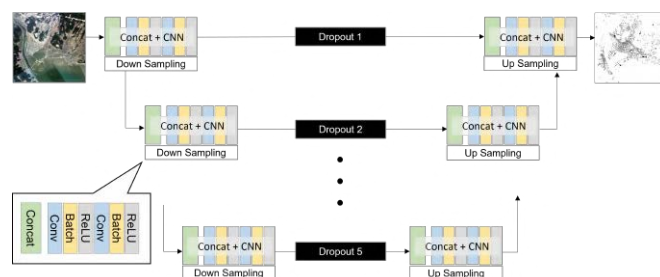


図-1 U-netのネットワーク

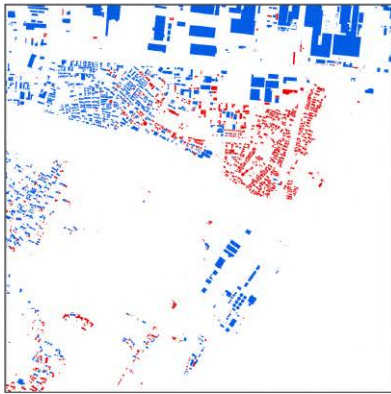
キーワード: 深層学習, リモートセンシング, 津波, 航空写真, 画像認識

連絡先: 仙台市青葉区荒巻字青葉 468-1 E302, TEL: 022-752-2082, FAX: 022-752-2083

Input



Ground truth



Proposed method

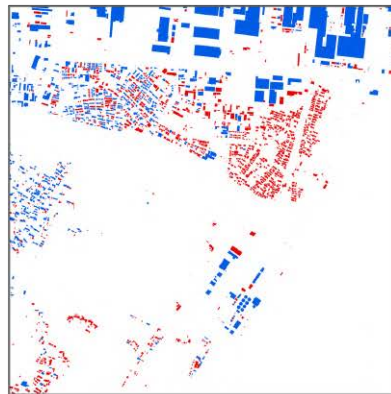


図-2 被害分類結果

3. 実験

まず、航空写真と建物フットプリント画像のペアを訓練データとして、航空写真から建物の領域をセグメンテーションするモデルを作成する。そのモデルを用いて、被災後の航空写真のセマンティックセグメンテーションを行うことで、被災地内の建物を検出する。建物の検出結果を被災前の建物フットプリントと比較することで、津波で流失した建物と生存した建物を識別する。この際、IoU

を閾値として、モデルが検出した建物領域が閾値を超えた場合は「残存」、それ以下を「流失」と判定する。閾値を10%～50%の間で変化させ、セグメンテーション結果が被害分類の精度にもたらす影響を評価する。被害分類精度の定量的評価指標として $F1score$ を用いる

表-1 分類結果

閾値IoU (%)	F1 score (%)
10	79.4
20	78.9
30	76.0
40	72.3
50	69.1

4. おわりに

本研究では、深層学習手法の1つであるセマンティックセグメンテーションを用いて、津波被災地の流失建物の識別を行った。本手法の精度を検証するため、宮城県仙台市若林区を対象地域として解析を行った。セマンティックセグメンテーションによって建物被害を識別可能であることが示された。閾値となるIoUを高くすると、住宅などの小さな建物が「流失」に判定される割合が増えた。この結果から、セグメンテーション性能が本手法の被害分類結果に大きく影響することが分かったため、今後はより高精度なネットワークの開発を進めていきたい。また、多クラスの被害分類の実現可能性についても検討したいと考えている。

参 考 文 献

- Rathje, E.M.; Adams, B.J. The role of remote sensing in earthquake science and engineering: Opportunities and challenges. *Earthq. Spectra* 2008, 24, 471–492.
- Krizhevsky, A.; Sutskever, I.; Hinton, G.E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Lake Tahoe, NV, USA, 3–8 December 2012; Curran Associates Inc.: Red Hook, NY, USA, 2012; pp. 1097–1105.
- Maggiori, E.; Tarabalka, Y.; Charpiat, G.; Alliez, P. Convolutional neural networks for large-scale remote sensing image classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2016, 55, 645–657.