

深層学習を用いた津波被災地における建物被害の検出

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の被害をもたらす。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の量と分布を特定することが不可欠である。リモートセンシングは、広いエリアで建物の被害を検出するために有効なツールである (Rathje *et al.*, 2008)。近年、深層学習手法の1つである畳み込みニューラルネットワーク (CNN) は、画像認識の分野で高い認識性能を発揮する手法として近年注目されている (Krizhevski *et al.*, 2012)。そのリモートセンシングへの応用としては、土地被覆の分類 (Maggiori *et al.*, 2016) だけでなく、地震災害における建物の損傷領域の検出 (Duarte *et al.*, 2018) などが挙げられる。そこで、本研究では畳み込みニューラルネットワークの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航空写真の建物の認識を行い、津波による建物被害の検出を目的とした。

2. 手法

(1) U-net

本研究ではU-net (Ronnenberger *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か建物ではないかのどちらにあたるのかを分類する。

U-Net は図-1 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。スキップ構造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を可能にしており、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と考える。

(2) 建物被害の検出

本研究では、建物が津波によって「残存」したか、「流失」したかの2値分類を行う。まず、U-net に航空写真とそれに対応する建物位置データを学習させ、建物を認識するモデルを作成する。次に、津波被災後の航空写真にモデルを適用して建物を認識し、モデルが認識できた建物を「残存」、認識しなかったものを「流失」として判定した。

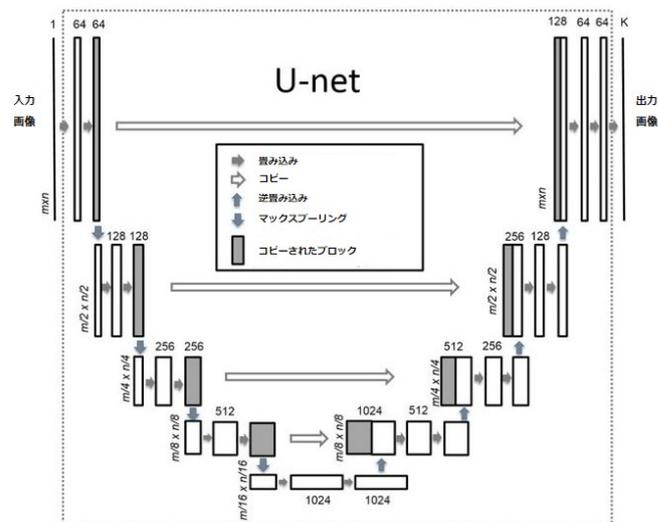


図-1 U-netの構造

3. 使用データ

(1) 教師データ

実験では、2011年3月12日から3月19日にかけて撮像された、宮城県仙台市若林区荒浜の解像度30cmの航空写真を用いた。U-netに入力する教師データとして、航空写真の建物が残存している領域をピックアップし、それに対応する建物位置データを用意した。その後、データのかさましを目的として、上下左右に反転させた画像も作成した。上記のようにして作成した画像は合計で1600ペアとなった。表-1に学習時の条件を示す。表中の活性化関数とはネットワークの各層での入力を正規化する際に用いる関数であり、最適化手法とは、各層の重みを計算する際に用いる手法である。図-2に、表-1の条件で教師データを学習した結果を示す。

表-1 学習条件

ネットワーク	U-net
画像サイズ	180×180(pixel)
教師データ数	800
学習回数（エポック）	50
1度の学習枚数（バッチサイズ）	32
活性化関数	ReLU
最適化手法	Adam

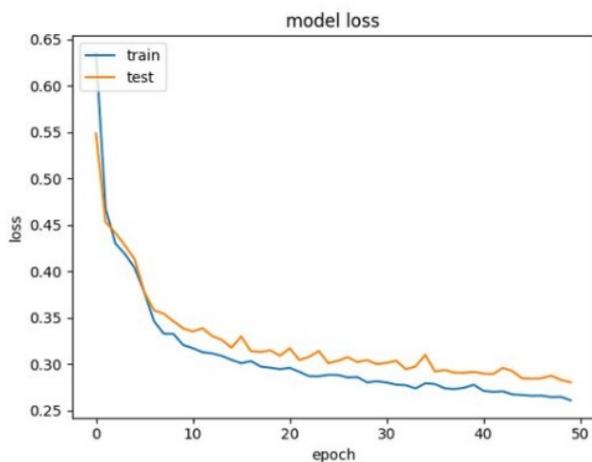


図-2 学習曲線

4. 結果と考察

前述の荒浜の航空写真から、残存建物100棟、流失建物



図-3 教師データの航空写真(左)と建物位置データ(右) 100棟をピックアップして分類を行い、分類の正解率を算出した結果を表-2に示す。正解率は残存建物で51.4%、流失建物で49.9%であった。

表-2 分類結果

残存建物 (%)	流失建物 (%)	計 (%)
51.4	49.9	50.65

5. 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、津波被災地の建物流出被害の検出を行った。本手法の精度を検証するため、宮城県仙台市若林区荒浜を対象地域として解析を行った。結果から、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おおむね検出可能であるといえる。しかし、誤検出が多いため、さらなる精度の向上と検証が必要である。

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.

Maggiori, E.; Tarabalka, Y.; Charpiat, G.; Alliez, P.; Ronneberger, O.; Fischer, P.; Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. <https://arxiv.org/abs/1505.04597>