

深層学習を援用した津波被災状況を可視化するモデルの提案

高知大学大学院 学生会員 ○山田 七海  
高知大学 正会員 坂本 淳

1. はじめに

災害発生後は被災状況を迅速に把握する必要がある。しかし大規模災害の場合、被災地が複数かつ広範囲に存在するため、状況の把握に時間を要する。一方、近年の ICT 技術の飛躍的な発展により、迅速に被害の全容を把握する技術が開発されつつある。そこで本研究では、深層学習を援用して、航空写真から被災状況を自動検出する技術の開発を行う。

2. 研究方法

研究の対象地域は、東北地方太平洋沖地震の津波被災地から選出した。学習用は「岩手県山田町・宮古市田老地区、宮城県亘理町・南三陸町」、検証用は「岩手県陸前高田市、宮城県気仙沼市」とした。

2-1 津波被災区域のラベリング

国土地理院浸水範囲概況図<sup>1)</sup>を参考として、Google Earth から取得した学習用航空写真に津波被災区域の定義づけを行った。学習用航空写真を 1km メッシュ単位に分割し、航空写真内で津波被災に該当する範囲を選定してデータを作成した。

2-2 物体検出アルゴリズムの決定

物体検出アルゴリズムは YOLOv5 を用いた。YOLOv5 は YOLOv3 の 1/4 以下の演算量で学習可能で、検出精度と演算負荷に応じた 5 つのモデルを持つことが特徴である。

2-3 深層学習・良好なモデルの選定

学習は epochs (学習回数)、conf (物体検出の閾値)、model (YOLOv5 のモデル) を変更し、合計 12 通り行った。学習後、良好な学習モデルを選定した。epochs は学習回数が増えるにつれて精度も上昇、conf は 0.25 と 0.5 で精度にほぼ変化はなく、YOLOv5s と m では精度に顕著な違いはみられなかった。しかし学習時間をみると、YOLOv5m が YOLOv5s より 1.6 倍の時間を要した。以上の結果から、「epochs1000,conf0.5,YOLOv5s モデル」の学習モデルを選定した。

2-4 GIS による可視化

検証用航空写真に判別された被災状況と実際の被災状況を照合した。判別された被災状況は、表 1 の整理方法を用いて 100m メッシュ単位で整理した。実際の被災状況は、被災の有無を 100m メッシュ単位で整理した。整理データを検証用航空写真にリンクさせることで、津波被災状況の可視化を行うことができる。

2-5 モデルの適合度検証

本研究では、表 1 のデータ整理方法と 4 つの精度評価指標を採用した。ここで適合率とは、判別された被災が適切である確率、被災区域再現率とは、被災を見逃さずに判別している確率、非被災区域再現率とは、非被災を被災と誤判別していない確率、そして F 値とは、モデル全体の精度を評価する指標である。各算出式は下式となる。

表 1 データの整理方法

|    |     | 実際 |     |
|----|-----|----|-----|
|    |     | 被災 | 非被災 |
| 判別 | 被災  | TP | FP  |
|    | 非被災 | FN | TN  |

$$\text{適合率}(\%) = \frac{TP}{TP + FP} \times 100$$

$$\text{非被災区域再現率}(\%) = \frac{TN}{TN + FP} \times 100$$

キーワード 深層学習, YOLOv5, 津波被災区域, 航空写真, GIS  
連絡先 〒780-8520 高知県高知市曙町 2 丁目 5-1 TEL088-844-8092

$$\text{被災区域再現率(\%)} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$$

$$F \text{ 値(\%)} = 2 \frac{\text{適合率} \times \text{被災区域再現率}}{\text{適合率} + \text{被災区域再現率}} \times 100$$

3. 結果と考察

各評価指標の精度と可視化した結果を表 2、図 1 に示す。モデルの適合度としては、両地域とも概ね良好であったが、特に陸前高田市で高い精度となった。しかし、非被災区域再現率が高いのに対して被災区域再現率が低いことから、本研究で開発したモデルは誤判別には強いが見逃しに課題があるといえる。

被災の見逃しが多かった場所として、河川上流部・河口付近・田畑・建物密集地が挙げられる。また、誤判別は山間部や森林部で見られた。河川上流部と河口付近で見逃しが多かった理由として、河川と津波による浸水の見分けが付けづらいことが考えられる。本研究では、定義づけにおいて海や河川などは被災としなかったため、その一部として判別されなかった可能性が考えられる。田畑に見逃しが多かった理由として、常時と平時で大きな変化が見られないため、判別されなかった可能性が考えられる。田畑については河川上流付近に多いため、そこで見逃しが多かった理由も想定される。建物密集地に見逃しが多かった理由として、田畑と同様に常時と平時で大きな変化が見られず区別が難しいことが挙げられる。実際に見逃しがあった区域は被災後でも建物の損壊がはっきりと確認できず、目視では被災の有無を判断するのが困難であった。定義づけの独自条件として、「目視で建物の損壊がはっきりと確認できない場合は指定しない」としたことが誤判別に効果を発現したが、見逃しという点で課題が生じたといえる。

改善策として、学習用航空写真の見直しと定義づけの条件の再考が挙げられる。常時と平時で大きな変化が見られない場所もあるため、平時の写真の追加や目視での判別が難しい曖昧な写真の削除などを行う必要がある。定義づけの条件を設定したことで誤判別の改善はできたが、見逃しの対策が不十分であった。したがって、見逃しと誤判別の両方に効果のある条件を再考する必要がある。

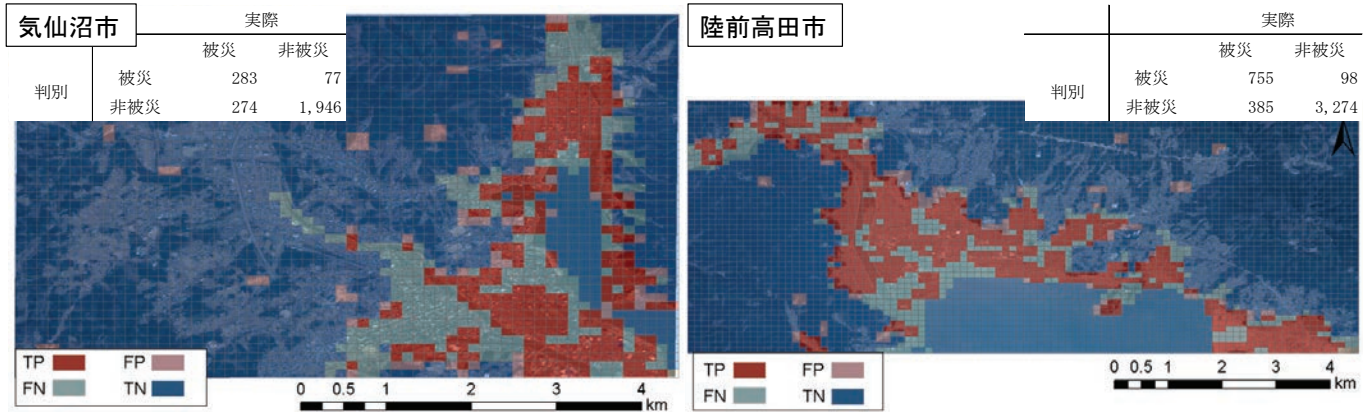


図 1 可視化の結果

4. おわりに

本研究では、災害発生後の迅速な被災状況把握のため、YOLOv5 を援用することで航空写真から津波被災区域を自動検出する技術の開発を行った。その結果、全体的に精度は良好であり、YOLOv5 の自動検出による津波被災状況の可視化を行うことができた。しかし、非被災区域再現率が高いのに対して被災区域再現率が低いことから、誤判別には強いが見逃しには課題が残るモデルであるといえる。今後の課題として、学習用航空写真の見直しや定義づけ・学習条件の再考が挙げられる。

参考文献

1) 国土地理院, 平成 23 年東日本大震災に関する情報提供, 2 万 5 千分 1 浸水範囲概況図, <https://www.gsi.go.jp/kikaku/kikaku40014.html>