

深層学習と光学衛星画像を用いた風害による建物被害分類

－学習モデルに着目した解析－

日大生産工(院) ○小田中 堅暉 日大生産工 野中 崇志 日大生産工 朝香 智仁
元日大生産工 杉村 俊郎 元日大生産工 岩下 圭之

1. はじめに

日本では自然災害が多発しており、被災状況の迅速な把握が求められている。現在では、主に現地調査による目視での建物被害の確認や、災害前後のSAR画像を用いた変化抽出などが行われている。一方で、近年では高解像度の光学衛星画像を用いた深層学習による被災家屋の分類が期待されている。

既往研究¹⁾では、令和元年房総半島台風時の千葉県館山市を対象とし、同地域の教師数各200個を用いて建物被害分類を行った。その際、深層学習にニューラルネットワークモデルとしてResNetを使用し解析を行った。本研究では、ResNetを含む複数のモデルを使用し建物被害分類を行い、定性的及び定量的な分析を行うことを目的とする。

2. 解析サイト及び使用データ

2.1 解析サイト

令和元年房総半島台風は2019年9月5日に発生し、最大瞬間風速45m/sを観測、9月9日に千葉県千葉市付近に上陸し、千葉県を中心に甚大な被害が発生した。本研究では、特に建物被害の大きかった千葉県館山市の北西部を対象とする。館山市は沿岸部に工業地域や、商業施設、一般家屋が多くみられる。一方、内陸側は水田が広く分布している。また、台風による全壊・半壊の被災家屋棟数は県内の約35%に及んだ。

2.2 使用データ

本研究で使用した光学衛星SkySatの仕様を表1に示す。SkySatはPlanet Labsが運用している地球観測衛星で高解像度(0.5m)のカメラを搭載している。画像内の建物の形を認識させるためにArcGIS Geo Site詳細地図の建物ポリゴンを使用した。深層学習を行う際に使用する教師データの作成、及び検証データの作成のため、被災者台帳データ（全壊、大規模半壊、半

壊の建物の位置を含む）を使用した。なお、本データは申請があった家屋が対象である。

表1 SkySatデータの詳細

解析対象	撮影日	地上分解能	オフナディア角
千葉県館山市	2019年9月10日	0.5m	28.6°

3. 解析手法

3.1 解析手順

解析はESRI社のArcGIS Proを用いて行う。分類項目は「被害あり」（全壊、大規模半壊、半壊）と「被害なし」（それ以外の建物）とする。まず、被災者台帳データを使用し、住所の座標付与を行い、被災家屋を把握する。そして、詳細地図から対象地域の建物ポリゴンを作成し、教師データ（「被害あり」200個、「被害なし」200個）と検証データ（「被害あり」100個、「被害なし」100個）を作成する。次に、教師データをもとにディープラーニングモデル（フィーチャ分類器）を学習し、対象地域の衛星画像にオブジェクトベースの分類を適用する。

3.2 解析項目と評価方法

解析項目を表2に示す。既往研究で使ったモデルであるResNetの他に「DenseNet」

「EfficientNet」「DLA」の3つのモデルを比較対象として使用した。回転角度は0°、タイルサイズは64×64、エポック数は20に設定した。

・DenseNet: ResNetよりも後に出たモデルであり、層を深くすることで性能を向上させることができる。

・EfficientNet: ネットワークの深さ、幅、入力解像度のバランスを保ち、優れた精度と効率を実現した。また、データ量等に合わせB0からB7までモデルを選択することができる。

・DLA: マルチスケール集約ができるため高精度が期待できる。

本研究では、DenseNetは階層数を201層に設定し、EfficientNetはさらに細かくデータ量を

Classification Analysis of Buildings Damaged by Typhoons Using Deep Learning
with High-Resolution Optical Satellite Imagery

－ analysis based on the learning model －

Kenki ODANAKA, Takashi Nonaka, Tomohito ASAKA, Toshiro SUGIMURA and
Keishi IWASHITA

考慮しEfficientNet_B3モデルを使用した。更に学習速度や効率性を改良したモデルであるEfficientNetV2_RW_Mも併せて解析を行った。また、DLAは34層を使用した。

表2 各解析項目

解析項目	使用モデル	エポック数	タイルサイズ
デフォルト	ResNet34層	20	64×64
解析1	DenseNet201層		
解析2	EfficientNet_B3		
解析3	EfficientNetV2		
解析4	DLA34層		

4. 結果

分類精度の評価は被害ありの再現率、適合率を用いて行う。再現率は抽出漏れの多さ、適合率は誤分類の多さを表す指標である。図1に解析1における分類結果、表3に各解析における「被害あり」の再現率、適合率を示す。解析1では再現率、適合率ともに上昇した。解析4は再現率が上昇した。EfficientNetを使用した解析2と3では再現率が低下した。

解析1における分類結果の拡大図を図2に示す。解析1では、デフォルトと比較し再現率が7%、適合率が6%上昇した。DenseNetは、各層が前の全ての層の出力を入力として受け取ることにより、局所的な浅い特徴と形状といった深い特徴の両方を考慮し分類を行うことができる為、細かな家屋被害の特徴抽出に加え、抽象的な特徴も併せて解析を行ったことで、分類精度の向上に繋がったと考えられる。解析4の結果は、デフォルトと比較し再現率が8%上昇し、適合率は4%下がる結果となった。DLAはマルチスケール集約が特徴で、前層の特徴を統合し学習することができるため被災家屋の学習する本解析においてResNetよりも優れた分類をすることができたと考えられる。既往研究²⁾では、教師数各200個におけるResNetを使用した解析でタイルサイズを同じ64×64の時にエポック数を100とした場合、再現率、適合

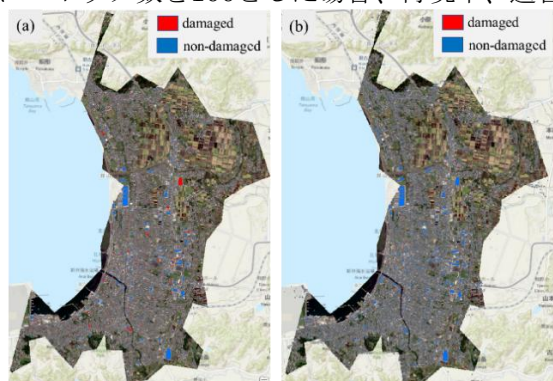


図1 教師数各200個の解析における分類結果 (a)DenseNet201層(b)実際の被害状況(館山市)

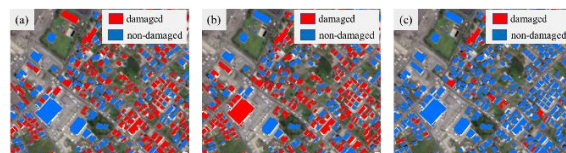


図2 (a)解析1における分類結果,(b)デフォルトの分類結果,(c)実際の被害状況(拡大図)

表3 教師数各200個の各解析における「被害あり」の再現率と適合率

	デフォルト	解析1	解析2	解析3	解析4
教師数各200個					
再現率	0.57	0.64	0.49	0.35	0.65
適合率	0.54	0.60	0.56	0.55	0.50

率の上昇が見られ、解析1も同様に再現率、適合率の上昇が確認できた。

5. おわりに

本研究では、深層学習と高解像度衛星画像、複数のニューラルネットワークモデルを用いて、風害による建物被害の分類を行った。階層を深くすることで性能を向上させることができるDenseNetを使用した解析1では、デフォルトと比較し、再現率・適合率ともに上昇した。DenseNetでは前の層の特徴を再利用することができる為、深い層でも安定して分類ができることが確認できた。解析4からDLAはDenseNetとの共通点として特徴の再利用があり、前層の特徴を足し算するResNetよりも精度が向上することが分かった。本解析から、被災家屋について様々な視点から分類をするものは、多スケール解析に優れたモデルを使用することで学習が安定する事が分かった。

謝辞：本研究の解析にあたり、Esriジャパン株式会社の高瀬啓司氏にご助言頂いたことに謝意を示す。また、被災家屋の把握にあたり、千葉県館山市総務部総務課より被災者台帳データをご提供いただいたことに、深く感謝申し上げます。

参考文献

- 1) 小田中ほか,2025.深層学習と光学衛星画像を用いた台風による建物の被害分類・地震による被害分類との比較-,日本リモートセンシング学会 第78回学術講演会論文集,pp.133-134
- 2) 小田中ほか,2025.衛星画像を用いた風害による建物被害の分類におけるタイルサイズと分類精度の関係,日本写真測量学会 令和7年度秋季学術講演会