

## 衛星画像と都市データを用いた機械学習による地震被害の即時判別に関する研究

山梨大学大学院 学生会員 山本 裕大

山梨大学大学院 正会員 宮本 崇

## 1. はじめに

近年、東日本大震災(2011年)や熊本地震(2016年)をはじめとした大規模な震災が多発している。災害発生後、迅速な対策体制の確立や早急な救助活動等を行うためにはいち早い被害状況の把握が非常に重要である。しかし、震災直後は通信状況の悪化や各市町村の混乱によって被害情報の収集が容易ではない。また、災害の規模が大きくなるにつれて被害情報の重要度は増すが、その収集は困難になる。

そこで著者らは、人工知能技術の一種であるニューラルネットワークを用いて、人工衛星画像から建物一棟単位で倒壊しているか否かを判別する機械学習モデルの開発を行っている。本モデルが十分な判別性能を有し、災害によって被害が生じている地域の震災前後の衛星画像を取得することができれば、広範囲の被害情報を早急に取得することができ、災害対応における判断材料として効果的に働くことが期待できる。

本稿では、熊本地震における熊本県益城町を研究の対象地域とし、災害前後の衛星画像から建物一棟単位で抽出した小画像と各建物の築年数および構造種別を入力データとしたニューラルネットワークモデルを構築し、その性能検証を行った結果を報告する。

## 2. ニューラルネットワークモデルの構築

本研究では、熊本地震発生前後の衛星画像から建物一棟ごとに切り出した小画像および各構造物の築年数および構造種を入力データとした、複数種類のデータから情報処理を行うマルチモーダル学習と呼ばれる学習法を用いた深層学習モデルを使用した。この深層学習モデルを用いた被害判別システムの概要を図1に、モデルの構造を図2に示す。ここで使用する構造物情報は日本建築学科による学会悉皆調査結果<sup>1)</sup>をもとに、築年数は1981年以前、1981～2000年、2000年以降の3つに、構造種は木造、S造、RC造、その他の4つに分類して使用した。また、衛星画像の撮影角度や解像度を考慮し、Damage Grade 5とDamage

grade 6のみを倒壊しているデータとしてラベル付けを行った。

このモデルの判別精度を、正解率を表す accuracy, 再現率を表す recall, 適合率を表す precision, モデルの判別性能を表す auc の4つの指標から評価した判定結果を表1に示す。

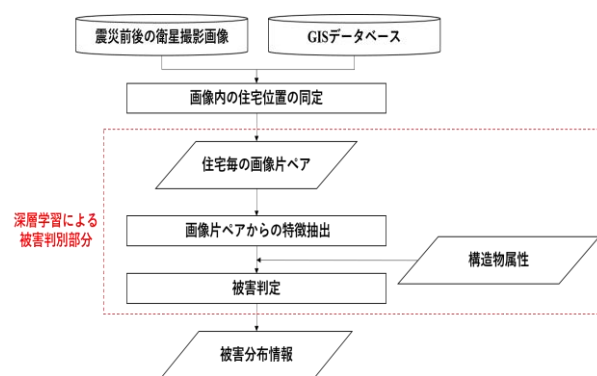


図1 被害判別システムの概要

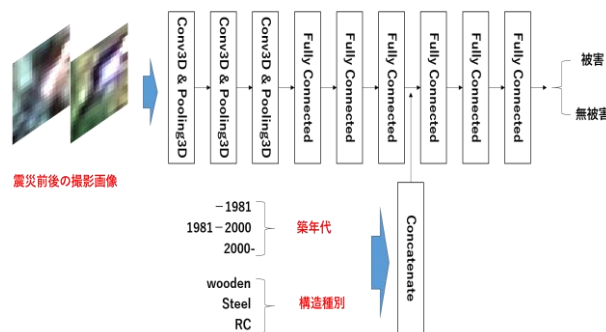


図2 深層学習モデルの構造

表1 マルチモーダル学習モデルによる判別結果

accuracy	recall	precision	auc
0.8957	0.629	0.6019	0.8863

正解率は約89%という結果が得られ、高い正解率を有している。一方で、図3に示されるようにDamage Grade 5のデータで多く判別に失敗しており、誤判別データのおよそ40%を占める。Damage Grade 5の判別精度の低迷が recall, precision で高い精度を得られていない原因の一つと考えられる。

キーワード：深層学習，地震被害判別，マルチモーダル学習，リモートセンシング

連絡先：山梨県甲府市武田 4-3-11 山梨大学工学部土木環境工学科 防災研究室 TEL：055-220-8531

### 3. 誤判別結果の詳細な分析

図4は各Damage Gradeごとの正解・不正解の比率を示した図であり、Damage Grade 5の正答率が60%を切っていることが分かる。前述したように誤判別データのうちの多くをDamage Grade 5が占めていることからDamage Grade 5の誤判別を減らすことがモデルの性能向上につながると思われる。そこで、誤判別データの傾向や共通点を探るために学会悉皆調査結果内に詳細な破壊形態の記述のある全953棟の被害詳細の情報を元に誤判別データの詳細分析を行った。

まず、破壊形態の記述を元に、構造物被害を「1階被害」「2階被害」「全壊」「部分崩壊」「一部損壊」「変形傾斜」「その他」の7カテゴリに分類した。さらに衛星画像の射角を考慮に入れて、「2階被害」「全壊」「部分崩壊」の3カテゴリを直上から見て判別可能な被害形態、その他の4カテゴリは直上からは被害判別が困難な被害形態と認定した。

図5は、Damage Grade 5における「判別可能」と「判別が困難」の両カテゴリでの正解・不正解の内訳を示したものである。判別が困難なデータでは正解できたものが約37%で、直上撮影からも判別可能と思われる被害カテゴリのデータと比べると明らかに低い正答率であった。この結果より、同じDamage Grade 5の中でも、直上撮影から判断可能な被害形態かどうかモデルの正答率に大きな影響を与えていることが分かった。

続いて、Damage Grade 5の中でモデルが誤判別したデータの被害形態の内訳を分析した結果を図6に示す。最も多く判別に失敗したデータは、直上からの判断が困難と思われる1階被害であったが、全壊などの建物も判別に失敗している。これは、判別結果が衛星画像よりも属性情報に影響を受けている可能性が示唆される。

#### まとめ

衛星画像から建物の被害判別を行う機械学習モデルを構築し、熊本地震における熊本県益城町を対象に被害分類および判別に失敗したデータの分析を行った。モデルが誤判別した結果の分析から、直上撮影からの判別が困難な被害形態が誤判別に多く含まれていることが明らかになった。

#### 参考文献

1) 日本建築学会：2016年熊本地震災害調査報告，2018

各Damage Gradeの誤判別数

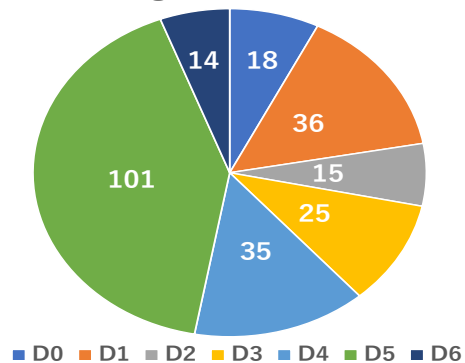


図3 各Damage Gradeの誤判別数

正答率内訳

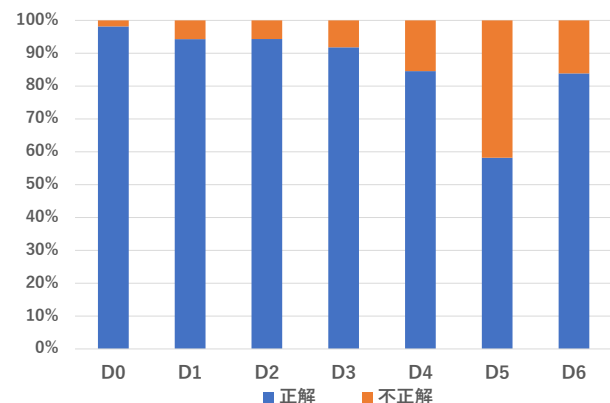
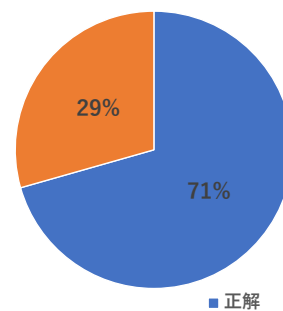


図4 各Damage Gradeの正解・不正解比率

判別可能 (D5)



判別が困難 (D5)

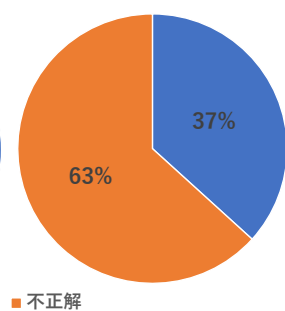


図5 Damage Grade5の正解・不正解率

Damage Grade 5内訳

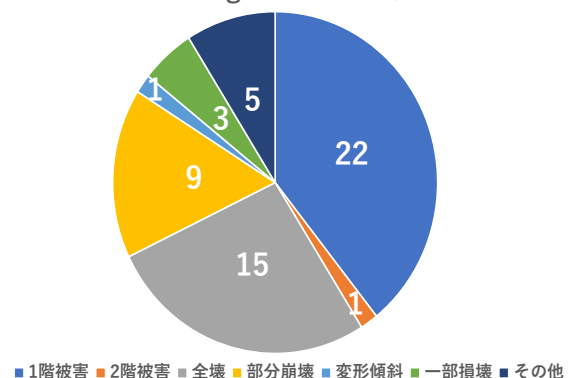


図6 Damage Grade5の誤判別データ内訳