

深層学習を利用した震災画像への自動タグ付け機能開発

廣重 法道[†] 植木 亜奈[†] 鶴田 直之[†]

福岡大学 工学部 電子情報工学科[†]

1 はじめに

2016年4月に熊本県・大分県を中心に「平成28年熊本地震」が発生した。筆者らは震災被害を残すために熊本震災ミュージアムDBを構築し、画像を中心にあらゆるデータを保持している。多量の画像を対象とした検索性能を向上させるために、深層学習による画像認識機能を利用し、その性能を検証した。

2 画像DBの課題

画像DBにて検索機能を提供する場合、各画像にテキストタグを付与することが一般的である。通常、作業者が1枚1枚画像を目視し、被写体や事象を判別し画像DBにタグとして登録する。この人手作業の問題点として、1)時間と費用のコストが大きい、2)作業者が複数の場合、また、作業が長時間に渡る場合に被写体や事象を抽出する判断基準の精度と一貫性の確保が難しいことなどが挙げられる。これらの問題は、検索の精度に直接影響を及ぼす。

特に「地割れ」「家屋倒壊」などの震災事象は、「人」「車」などの物体と異なり、写真上でその被写体・事象の範囲指定が曖昧になることが多く、上記の問題点は影響が大きい問題となっている。

3 先行研究

筆者らは2018年度より、深層学習を用いた写真から震災事象を抽出する研究に着手した。

震災事象として「地割れ(crack)」を対象とし画像認識させたところ、再現率77%の結果を得た。

表1. 2018年度モデルのcrack検出精度

	熊本写真群から生成したモデル	ネット写真群から生成したモデル
再現率	52%	77%
適合率	98%	88%
正解率	60%	77%

これにより、形や範囲が曖昧な震災事象についても画像認識にて自動抽出するメドを立てることができた。

4 実験

4.1 概要

今年度は「地割れ」以外の震災事象を検出するモデル開発に取り組んだ。なお、震災事象には多様なカテゴリがあるが、今回は「瓦礫」に関連する事象を目標とした。

実験は、1)熊本震災写真群を目視し「地割れ」以外の検索震災事象を決定する、2)モデルを生成する、3)評価用写真群を使用し性能を評価するという手順である。

4.2 環境

画像認識エンジンには、Darknet/YOLOを採用した。

熊本大学の関係者より、2016年熊本震災時に撮影された写真約800枚(オリジナルデータ)を入手した。写真は全て、1)解像度は1224x816ピクセル、2)同一のカメラで同一人物が撮影、3)撮影日は4/15か4/17、4)両日とも快晴で昼間の撮影、5)撮影地は熊本市から阿蘇近辺のエリア、の属性である。学習データはこの写真群をベースとした。

さらに、モデルの性能評価用サンプルデータとして、ネットより計350枚の写真をダウンロードした。ほとんどは撮影者、撮影地、解像度が異なっている。

4.3 検索震災事象の決定

800枚のオリジナルデータを目視し、震災事象候補を抽出した結果を以下に示す。

表2. 撮影された震災事象の枚数

震災事象	枚数
家屋倒壊[house_collapse]	147
土台崩れ[foundation_collapse]	197
木材瓦礫(流木)[wood_debris]	78
お墓	46
屋根(瓦)	47
地割れ('18年見直し)[crack]	184

Development of tagging function for earthquake images using deep learning

[†]Norimichi Hiroshige, Tsunagi Ueki, Naoyuki Tsuruta, Fukuoka University

2018年度の研究にて、学習データの最低枚数は100枚程度と判断したので、「家屋倒壊」「土台崩れ」「木材瓦礫（流木）」の3つを新たな検出震災事象として決定した。

4.4 モデル生成と性能評価

オリジナルデータから4事象（上記3事象に「地割れ」を追加）が写りこんでいる写真486枚を選択しモデルを生成した。

以下に学習データの一例を紹介する。



図1. 「家屋倒壊」(上)と「土台崩れ」(下)

サンプルデータ350枚を使用し、モデルの性能を測定した。例えば木材瓦礫の写真は

50枚であったため、木材瓦礫が写っていない写真50枚と併せることで再現率等を算出した。結果は以下の通りである。

表3. 評価結果

	家屋倒壊	土台崩れ	木材瓦礫	地割れ
TP数	26	18	1	110
TN数	28	33	49	90
FN数	1	1	0	0
FP数	53	50	50	200
再現率	48%	35%	2%	55%
適合率	96%	95%	100%	100%
正解率	73%	67%	51%	78%

4.5 分析と考察

全体的に再現率が良くないが、特に「木材瓦

礫」は2%と悪い。

サンプルデータと学習データを詳細に分析したところ、サンプルデータでは豪雨災害時の流木の写真が多かった。一方学習データでは、家材に使用される製材の瓦礫、斜面倒壊に伴う倒壊樹木、流木などが混在していた。

今回は木や木材が倒壊している範囲を「木材瓦礫」として学習させたが、学習データが78枚と少なかったこと、「製材瓦礫」と「樹木倒壊・流木」と様子が少し異なるものをまとめて学習させたことが、低精度の原因と思われる。



図2. 「製材瓦礫」(右)と「樹木倒壊」(左)

5 おわりに

本稿では、深層学習による画像認識により4つの震災事象を検出するモデルを生成し評価を行った。

今回生成したモデルでは十分な性能を得られなかったが、学習データ生成時の指針を得ることができた。

震災画像DBは、震災の痕跡を記録し、かつ今後の防災へ活用するという重要な目的を持っており、より高度化を図っていく計画である。

参考文献

- [1] 舛谷拓也：熊本震災ミュージアムデータベースと阿蘇ジオパークデータベースシステムの構築と利便性に向けた改良, (2018.02).
- [2] 廣重法道、鶴田直之：深層学習を用いた災害関連キーワードの画像への自動ラベル付け機能の開発, 国際火山噴火史情報研究集会2018-2, 3-05(2018.12).
- [3] 鬼気拓海, 廣重法道, 鶴田直之: 熊本震災ミュージアムにおける画像認識Darknetによる震災画像への自動タグ付けに関する研究, IPSJ 火の国シンポジウム2019 A3-1 (2019.03)
- [4] Joseph Redmon: Darknet: Open Source Neural Networks in C, (<http://pjreddie.com/darknet/>) (2013{2016}).