B-20

罹災証明写真を用いた物体検出による建物損傷度判別モデルの構築

1. はじめに

災害が発生した際には, 被災者に対して義援金の 支給や税の減免など様々な支援が講じられる.これ らの支援の多くは住宅の被害の程度を基準にして いるため,内閣府の被害認定基準に基づき実施され る被害認定調査 1)は迅速に正確に行われる必要があ る.この調査では、自治体職員等が研修を受けた後 に,外観目視を基本とし,損傷の種類や程度を評価 する第一次調査や、第一次調査に納得のいかなかっ た被災者による申請があった場合に実施される第 二次調査が行われ、建物の被害程度を6段階に評価 する.得られた調査結果は罹災証明書として被災者 に交付されて、様々な被災者支援措置に活用される. しかしながら大規模な災害が発生した際には,調査 対象となる建物が多いため人員の確保が困難にな り、調査に遅れが出ることが問題視されている. 2016年の熊本地震の際には、地震発生から1か月の 時点で罹災証明書の交付申請受付件数に対する交 付件数は3割未満であり証明書発行の遅延が問題と なっている²⁾. また, 結果に納得がいかない場合に 再調査を行うことや,被害程度の評価が境界近くの 場合に評価を一段階あげることがあることも指摘 されている.

そこで本研究では、建物の被害程度を判別するために行う被害認定調査の効率化と迅速化、客観性を 保つことを目的として、物体を検出してそれぞれが どのような種類の物体かを分類することが可能な Mask R-CNN³⁾を適用した深層学習により損傷検出 を行い、定められた基準に基づき建物被害を判別可 能な手法の開発を目指す.

2. Mask R-CNN と使用データの概要

Mask R-CNN は物体検出モデルの一つであり,入 力画像をピクセル単位でクラス分類をし,物体があ る箇所をバウンディングボックスと呼ばれる矩形 で囲むアルゴリズムである.

Mask R-CNN のネットワークは Backend 部, RPN 部, Head 部の三つから構成されている. Backend 部 は畳み込みニューラルネットワーク (CNN) により, 画像の線,角などの特徴を抽出する役割を担う. RPN 部では物体らしき領域の候補となる領域を選 定し,Head 部では RPN 部で提案された領域に対し て物体の有無の判断とクラス識別を行う.

本研究では 2016 年熊本地震にて,被害認定調査時に調査棟数が多かった熊本市と益城町において 撮影された建物の外壁画像を使用する.モデルの学 習に用いるデータセットの作成においては,訓練デ ータと検証データを 9:1 となるように分割した後 にアノテーションを行った.アノテーションとは物 19T0255C 秋葉 涼太 指導教員:丸山 喜久,劉 ウェン

体検出における正解データとして画像上の物体の 種類と形をラベル付けする作業である.本研究では 建物の損傷度判定に用いるひび割れ,剥落,下地材 の3つをクラス分けした.アノテーションツールに は,COCO 形式でアノテーションできる COCO Annotator を利用した.本研究で使用したデータセッ トの画像数とインスタンス数の内訳を表1に示す.

表1 データセットの画像数とインスタンス数

	* *	インスタンス数		
	化文女义	ひび割れ	剥落	下地材
訓練データ	900	992	253	177
検証データ	100	104	28	25

3. モデルの詳細と学習結果

3.1. 未分割画像による推論

Mask R-CNN が使用できるツールとして, Detecron2 と mmdetection を使用した. 既往研究 ⁴)に おいて最も優れた結果を残した Detecron2 のモデル を model1, mmdetection のモデルを model2, model3 とする. Backend 部の CNN には Resnet101 とその派 生である ResneXt101 を使用した. モデルの学習条 件を表 2 に示す.

表2 モデルの学習条件

	Model1	Model2	Model3
ツール	Detecron2	mmdetection	mmdetection
backend	ResNet101	ResNet102	ResNeXt101
学習回数	30000		
学習率	0.00025	0.0025	

学習の結果を損失関数の値である loss, 正解率で ある Accuracy, 画像中の物体をどの程度正しく検出 できているかを評価する指標である AP で評価した. なお, loss は 0 から 1 の値をとり, 0 に近いほど精 度が良いことを示し, Accuracy と AP に関しては 0 から 1 の値をとり, 1 に近いほど精度が良いことを 示す.各モデルの loss, Accuracy, AP の値を表 3 に 示す.3 つのモデルにおいて loss, AP には有意な差 は見られないものの, Accuracy は model2, model3 が

表3 モデルの精度評価指標

	loss	Accuracy	segmentation		
	1055		mAP	AP50	AP75
Model1	0.128	0.975	0.401	0.613	0.405
Model2	0.115	0.998	0.440	0.662	0.433
Model3	0.108	0.995	0.420	0.610	0.442

比較的大きくなっている.図1に,アノテーション された画像と各モデルによる出力画像を示す.



図1 未分割画像によるモデルの出力画像

3.2. 分割画像による推論

学習データが損傷個所のみを切り取った画像の ため、外壁画像を用いると損傷が小さく表示されて しまうことを考慮し、推論時で9分割(3×3),25分 割(5×5),49分割(7×7)の3通りの分割方法を, アノテーション時のバウンディングボックスと推 論結果のバウンディングボックスの重複割合を示

9分割	平均	標準偏差	oc-cost
Model1	0.377	0.358	0.483
Model2	0.435	0.351	0.445
Model3	0.464	0.304	0.427
25分割	平均	標準偏差	oc-cost
Model1	0.483	0.324	0.498
Model2	0.615	0.232	0.469
Model3	0.539	0.308	0.456
49分割	平均	標準偏差	oc-cost
Model1	0.413	0.319	0.498
Model2	0.456	0.293	0.480
Model3	0.488	0.291	0.479

表4 モデルの精度評価指標



図2 分割画像によるモデルの出力画像

す IoU と AP よりも誤検出を厳しく評価する occost を用いて検討した.なお, IoU は 0 から 1 の値 をとり,1に近いほど精度が良いことを示し,occost に関しては 0 から 0.5 の値をとり,0に近いほ ど精度が良いことを示す.表4には各モデルの IoU の平均と標準偏差,oc-cost の値を表示した.ま た,図2にはアノテーションされた画像と各モデ ルによる 25 分割時の出力画像を示した.

4. 考察

分割した画像を用いた推論の場合には model2 で 最も高い IoU の平均値をとり, さらに標準偏差が最 も小さいことから IoU のばらつきが最も少ないこと がわかる. この結果から model2 を用いて, 画像を 25 分割した後に入力する方法が検出の見逃しを最 も減らせることが期待できる.

一方, oc-cost においてはどの方法を用いても値が 低いことから, すべての方法で誤検出が課題である. 出力画像を見ると外壁の窓や扉, 屋根の瓦などを下 地材と判断している. データセットのインスタンス 数の割合において, 下地材は全体の2割未満である ことから, データセットに下地材のアノテーション が足りないことが原因と考えられる.

5. 結論と今後の展望

本研究では、2016 年熊本地震の際に撮影された画 像を用いて、Mask R-CNN により外壁の損傷を検出 し、その精度を向上させる試みを行った. Model2 で 画像を 25 分割した後に推論することで検出の見逃 しを最も抑えられることが分かった. 今後は誤検出 を減らしていくために GAN(敵対的生成ネットワー ク)を用いて下地材の画像を増やすことを目指す. また、外壁の検出と面積の推定を可能とすることで 最終的には、外壁の損傷率の計算を可能にすること を目標としている.

参考文献

- 1) 内閣府:災害に係る住家の被害認定, <u>https://www.bousai.go.jp/taisaku/pdf/r303s</u> <u>hishin_all.pdf</u>
- 総務省:大規模災害時における罹災証明書の交付等に関する実態調査-平成28年熊本地震を 中心として-,

https://www.soumu.go.jp/main_content/00052 8758.pdf

- He, K., Gkioxari, G., Doll'ar, P., Girshick, B. R.: Mask R- CNN, arXir: 1703.06890 [cs], 2018.
- 4) 戸澤 謙弥, 劉 ウェン, 丸山 喜久, 堀江 啓, 松岡 昌志, 山崎 文雄:現地写真を用いた 深層学習による地震時の建物被災度判別モデル の構築,日本地震工学会論文集 21 巻 5 号 p. 27-40,2021.