

2016年熊本地震における斜め航空写真を用いた 目視判読および深層学習による建物被害判別の検討

Visual Detection and Deep Learning Interpretation of Building Damages by the 2016 Kumamoto Earthquake using Aerial Photographs

○上岡 洋平¹, 田中 聡¹, 阿部 郁男¹, 釜ヶ谷 悠馬², 松岡 昌志²
Yohei UEOKA¹, Satoshi TANAKA¹, Ikuo ABE¹, Yuma KAMAGATANI²
and Masashi MATSUOKA²

¹ 常葉大学大学院 環境防災研究科

Graduate School of Environment and Disaster Research, Tokoha University

² 東京工業大学 環境・社会理工学院 建築学系

Department of Architecture and Building Engineering, Tokyo Institute of Technology

This paper presents a study on visual detection and deep learning interpretation of building damages by the 2016 Kumamoto earthquake using aerial photographs. The Kumamoto earthquakes are a series of earthquakes, including M=6.2 foreshock and M=7.0 main shock. Since these two earthquakes occurred within 28 hours, the building damage situation before the main shock is not clear. In this study, using aerial photographs, the building damage assessment before the main shock is carried out with visual detection and deep learning interpretation. Although the results are still tentative, it would be useful for estimating the damage situation after the disaster.

Keywords : the 2016 Kumamoto earthquake, aerial photographs, building damage, Deep Learning, Convolutional Neural Network

1. はじめに

2016年4月14日21時26分に熊本県熊本地方を震源とするM6.2の地震が発生した（以下、前震）。さらに、28時間後の4月16日1時25分には熊本県熊本地方を震源とするM7の地震が発生した（以下、本震）。さらに引き続いて、M6クラスの地震が複数回発生しており、この一連の地震により、震度7を2回観測した熊本県上益城郡益城町では、多数の建物に甚大な被害が発生した。

今回の熊本地震では、前震と本震との間が28時間と短時間であったため、応急危険度判定調査等のさまざまな建物被害調査がすべて本震後の実施となり、本震前の被災状況が明らかになっていない。そのため、本震前の被災状況を把握するために、衛星画像や航空写真を利用した被害状況把握に関する研究が行われている^{1),2)}。これら先行研究から本震前の被災状況の全体的な傾向は明らかになったが、建物被害状況がどの程度再現されているかという精度の検討はなされていない。衛星画像や航空写真を用いた目視判読の精度検討にはいくつか先行事例があり^{3),4)}、半壊程度以上の被害は概ね判読が可能であると報告されているが、判読精度の検討は十分になされていない。特に熊本地震では、情報の少ない本震前の被災状況を航空写真によってできるだけ正確に推定することは、本震クラスの地震が連続して発生するシナリオにおける対応を検討する上できわめて重要である。そこで本研究では、震度7を2回観測した益城町周辺の木造住宅を対象として、本震前のできるだけ精度の高い建物被害状況の再現を目指して、複数枚の斜め航空写真を用いて目視判読を行い、その判読精度について検討する。

また、近年人口知能の分野で深層学習（Deep Learning）

が注目されている。特にその手法の一つである画像認識に特化したCNN（Convolutional Neural Network）を利用した建物被害判別を行う研究が行われており^{5),6)}、これらの研究においてもある程度判別が可能であるとの報告がある。そこで、このCNNを用いて斜め航空写真から建物被害を自動的に判別できれば、迅速かつ広範囲に被害状況の把握をすることが期待できる。本研究では斜め航空写真をCNNで学習させて建物被害判別の可能性についても検討する。

2. 航空写真のデータ作成

本研究では、被害判読を行うために、国土地理院、アジア航測（株）、（株）パスコが撮影した斜め航空写真を利用した。1枚の斜め航空写真には、数十棟から数百棟の建物が写っているため、建物1棟ごとに切り取りデータベースを構築した。



図1 4方向から見た建物被害の一例

これら航空写真は、被災地の上空を旋回しながら撮影

されている。そこで、建物1棟に対して建物の状態が様々な方向から確認できるように、可能な限り4方向の画像を切り取り、建物ごとのデータベースに格納した。図1に4方向から見える建物被害の一例を示す。建物被害を複数の方向から確認することで、1枚だけでは判読できなかった建物の損傷状況の全体像が明らかになり、判読精度の向上にもつながる。

3. 判読基準および判読結果

(1) 判読方法および判読基準

本研究では、構築されたデータベースから1棟あたり最大4枚の航空写真を見ながら被害判読を実施した。

判読基準は、岡田らによる木造建築物の詳細破壊パターン⁷⁾(以下、破壊パターン)と応急危険度判定を用いた。この破壊パターンは、被害なしを表すD0から倒壊を表すD5までの6区分で分類(以下、Damage Grade)されており、これまでの先行研究においても、航空写真による被害判読に使用されていた。しかし、この破壊パターンは地上から被害把握をする視点で作成されており、航空写真が得意とする屋根の被害パターンが描かれていない。そこで、応急危険度判定の屋根の被害判定基準⁸⁾を参考に、屋根の被害もわかるDamage Grade相当の被害チャートを作成した(図2)。この作成した被害チャートを基に、Damage Gradeと応急危険度判定を同時に判読した。また応急危険度判定は、構造躯体の危険度および落下転倒物の危険度を評価しているが、本研究では構造躯体の危険度のみを評価した。

被害区分	破壊パターン	本研究	航空写真の一例
無被害	D0 調査済		
一部損壊	D1		
	D2 要注意		
半壊	D3		
全壊	D4		
倒壊	D5		

図2 本研究で使用した建物被害チャート(岡田らによる木造建築物の詳細破壊パターンから一部抜粋⁷⁾)

(2) 判読結果

航空写真による建物被害の目視判読を行い、本震前の被災状況を再現した。表1にDamage Gradeによる判読結果の内訳、図3にDamage Gradeによる判読結果を示す。表2に応急危険度判定による判読結果の内訳、図4に応急危険度判定による判読結果を示す。

表1 Damage Gradeによる本震前の被災状況

D0	D1	D2	D3	D4	D5	合計(棟)
2718(57)	928(19)	877(18)	154(4)	44(1)	68(1)	4789(100)

()内は、%表示

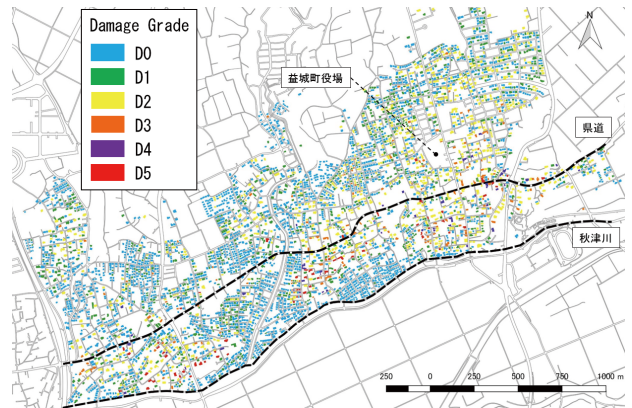


図3 Damage Gradeによる本震前の被災状況の再現

表2 応急危険度判定による本震前の被災状況

調査済	要注意	危険	合計(棟)
2718(57)	1805(38)	266(5)	4789(100)

()内は、%表示

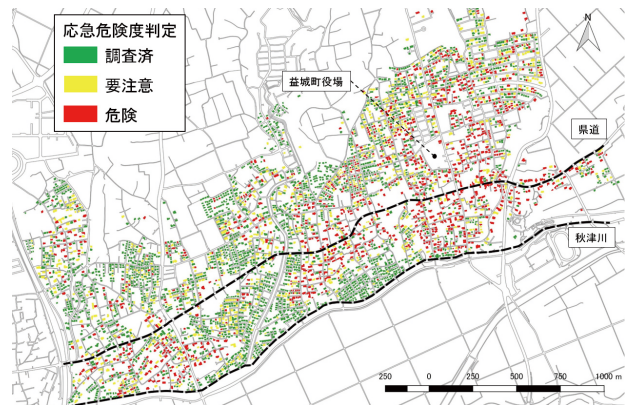


図4 応急危険度判定による本震前の被災状況の再現

4. 判読精度の検証

(1) 本震前の地上写真の収集と専門家による被害判定

航空写真による被害判読の精度を検討するために、本震前に撮影された建物被害の地上写真を収集した。熊本地震では、前震と本震との間が28時間と短時間であったため、十分な情報が残されていない。しかし、九州大学による現地調査^{9),10)}やYouTube¹¹⁾、新聞各社^{12),13)}等が撮影した地上写真などインターネット上に残されているものもある。そこで、これら本震前に撮影された地上写真を収集し、その中から木造住宅であり建物が全体的に確認することができた56棟を抽出した。

次にこの収集した56棟の被害判定を行った。この際、地上写真だけでは確認できない部分もあるため、斜め航空写真も同時に利用して判定した。この被害判定は、建築構造の専門家6名(うち、応急危険度判定士3名)にご協力いただいた。被害区分は、破壊パターンを参考に、Damage Gradeと応急危険度判定とした。地上写真による応急危険度判定についても、構造躯体の危険度のみを判定対象とした。

(2) 目視判読結果と地上写真判定との比較

斜め航空写真による判読結果と地上写真による判定結果を比較した。表3にDamage Gradeによる比較、表4に応急危険度判定による比較した結果を示す。また、図5に判読結果が一致した一例、図6に判読結果が一致しなかった一例を示す。D0からD1、D2の比較的被害が軽微な建物

の判読は、高い精度を示す。これは、D1、D2の判定基準が主として屋根の被害となるため、航空写真判読が容易であることが要因としてあげられる。一方、D3、D4の判読精度はあまり高くない。D3については、判定基準が主として外壁の損傷となるため、複数の斜め航空写真から判読可能な建物もあるが、写真の枚数が少なくなるにつれて、判読が難しくなる。さらにD4については判定基準が主として建物の傾斜であるため、航空写真からの判読が難しく、精度が低下するものと考えられる。

この結果を応急危険度判定基準に適用した場合には、表7より、「調査済」は86%、「要注意」は90%、「危険」は70%という高い率で一致し、Damage Gradeと比較して、高い判読精度となった。

表3 Damage Gradeによる判読精度

地上写真 航空写真	D0	D1	D2	D3	D4	D5	合計
D0	6(86)	1(8)	0	0	0	0	7
D1	1(14)	9(75)	0	0	1(8)	0	11
D2	0	2(17)	6(86)	2(33)	6(46)	0	16
D3	0	0	1(14)	4(67)	1(8)	0	6
D4	0	0	0	0	5(38)	0	5
D5	0	0	0	0	0	11(100)	11
合計	7	12	7	6	13	11	56

()内は、%表示

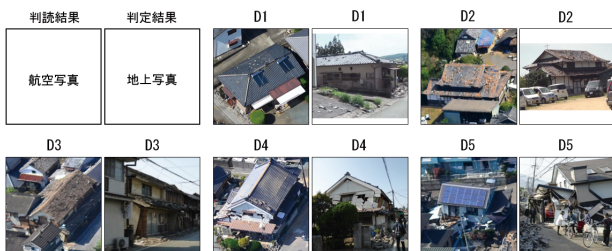


図5 判読結果が一致した一例^{9), 11), 12)}

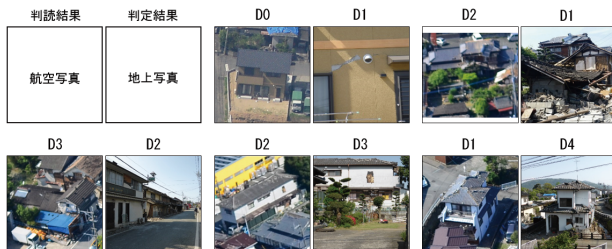


図6 判読結果が一致しなかった一例^{9)-11), 13)}

表4 応急危険度判定による判読精度

地上写真 目視判読	調査済	要注意	危険	合計
調査済	6(86)	1(5)	0	7
要注意	1(14)	17(90)	9(30)	27
危険	0	1(5)	21(70)	22
合計	7	19	30	56

()内は、%表示

5. 深層学習による被害判別

(1)建物被害判別区分およびデータセットの作成

次にこの斜め航空写真を使い、目視ではなく深層学習による判読を行う。本研究では、まず初歩的な検討として6段階のDamage Gradeではなく、「被害なし」と「被害あり」の2区分に単純化して検討した。目視判読では、1つの建物の被害を最大4方向から撮影された航空写真を用いて判読した。しかし、方向によっては、同じ建物でも

被害が見える面と被害が見えない面の画像が存在する。そこで本検討では、画像から被害の「あり」「なし」を判読することを目的とするために、画像へのタグ付けにおいて、被害の見えない画像は、たとえその建物の別の面に被害が発生していても「被害なし」とタグ付けた。

2.2で構築したデータベースを基にCNNに入力するデータセットを作成した。これまでのCNNを用いた建物被害判別における研究⁵⁾において、判別画像に他クラスの被害建物が写り込んでいる場合では被害判別が難しくなることが報告されている。そこで本研究では、可能な限り判別精度を向上させるために、データベースから画像1枚に対して概ね1棟だけ写っている画像を抽出した。次に抽出した画像から建物が中心になるように、正方形に切り出し、さらに256×256ピクセルにリサイズした。以上より、「被害なし」と「被害あり」の画像がそれぞれ550枚のデータセットを作成した。またCNNでは、学習と検証を交互に行うため、学習データと検証データに分ける必要がある。そこで、6:4の割合で学習データと検証データに分けた。

さらに、過学習対策として、学習データに対して、コントラスト(アップ・ダウン)、画像の回転(90度・180度・270度)、画像のミラー化を実施することでデータ数を24倍に拡張させたデータセットも作成した。表5に、学習に用いた画像枚数を示す。

表5 学習に用いた画像枚数

	「被害なし」		「被害あり」	
	学習	検証	学習	検証
切り出しデータ	550		550	
データ拡張なし	330	220	330	220
データ拡張あり	7,920	220	7,920	220

(2) CNNの概要

本研究では、Network in Network¹⁴⁾を参考にCNNを構築した。256×256ピクセルの画像を、ランダムに227×227ピクセルに切り取り、さらに画像の正規化を行い、各ピクセル値を0~1にしたデータをCNNに入力した。本研究では学習のミニバッチサイズを100とし、学習の反復は2,000回、最適化手法にはAdamを用いた。

6. 学習結果

図7にデータ拡張なし、図8にデータ拡張ありの学習結果を示す。データ拡張なしのデータセットをCNNに適用したところ、反復回数が250回を超えたところで損失率が大幅に増加しはじめ、過学習が発生したことが確認できた。

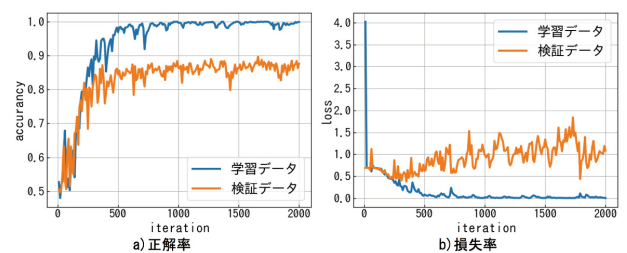


図7 データ拡張なしの学習結果

一方、データ拡張ありのデータセットにおいても、反復回数が1000回を超えたところで損失率が増加しはじめ、過学習が発生した。しかし、データ拡張なしよりも正解

率が向上していることが明らかになった。

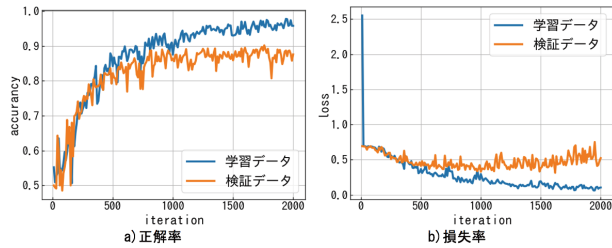


図8 データ拡張ありの学習結果

表6にデータ拡張なしとデータ拡張ありのそれぞれの検証データに対する混同行列を示す。混同行列の判別精度の式を以下に示す。

$$\text{判別精度} = (TP + TN) / (TP + FP + FN + TN)$$

この式より、データ拡張なしの判別精度は74%，データ拡張ありの判別精度は86%であり、12ポイント程度精度が向上していることが明らかになった。

表6 検証データに対する判別器の混同行列

		判別結果			
		データ拡張なし		データ拡張あり	
		被害なし	被害あり	被害なし	被害あり
正解	被害なし	159 (TP)	61 (FN)	197 (TP)	23 (FN)
	被害あり	52 (FP)	168 (TN)	38 (FP)	182 (TN)

図9にデータ拡張あり学習モデルを使用した検証データに対する被害判別の一例を示す。FNより、建物に一部でも樹木があると判別が難しいことがわかった。FPより、外壁のひびや倒壊した建物が誤判別されていた。この要因として、今回の学習データには、外壁のひびや倒壊した建物の画像が非常に少なかったため、判別ができなかったと考えられる。



図9 データ拡張ありの学習モデルを用いた検証データに対する被害判別（数字は確信度）

7. まとめ

本研究では、複数の斜め航空写真を用いて被害状況の目視判読を行いその判読精度について検討した。さらに、この航空写真をCNNで学習させて、深層学習による被害判別の可能性について検討した。

航空写真による目視判読の判読精度の検討では、複数

枚の斜め航空写真を使用することによって、判読精度が向上したことが確認した。

一方、CNNで学習させた結果、データ拡張ありのデータセットを用いることで、86%程度の精度で「被害なし」と「被害あり」の被害判別が可能であることが明らかになった。しかし、学習データに外壁のひびや倒壊建物の画像枚数が少なかったことから、これらの被害判別は難しかった。そこで、学習データに被害の部位ごとの画像を増やし、判別精度の向上を測る必要がある。また、目視判読では1つの建物の複数方向の斜め航空写真を利用することで判読精度が向上することから、CNNにおいても同様な方法で被害の判別精度が向上するか検討する必要がある。

謝辞

本研究で使用した航空写真は、アジア航測（株）、（株）パスコから提供いただいた。さらに専門家として、ミズコシ・アンド・アソシエイツの水越薫氏、ERSの中嶋洋介氏、工学院大学の宮村正光氏、鱒沢工学研究所の鱒沢曜氏、（株）武設計の武居由紀子氏、大林組の諏訪仁氏に写真判読のご協力いただいた。航空写真からのデータ作成には、常葉大学社会環境学部及び大学院環境防災研究科生にご協力いただいた。記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 門馬直一, 藤原広行, 中村洋光, 佐伯拓磨, 下村博之, 山田哲也, 藤澤誠二: 平成28年熊本地震における益城町の震度分布と建物被害の関係, 日本地震工学会梗概集, 土木学会, 2016.
- 2) 釜ヶ谷悠馬, 松岡昌志, 小岩弘道, 望月貫一郎: 空撮画像の目視判読による熊本地震前震および本震の益城町とその周辺の建物被害, 地域安全学会梗概集, No. 39, 2016.
- 3) 長谷川弘忠, 山崎文雄, 松岡昌志: 空撮ハイビジョン映像を用いた兵庫県南部地震による建物被害の目視判読, 土木学会論文集, No. 682 / I-56, pp. 257-265, 2001.
- 4) 矢野嘉久, 山崎文雄, 松岡昌志, 丸山喜久, 胡内健一: 航空写真による福岡県西方沖地震での玄界島の家屋被害把握, 地震工学会, Vol. 28, pp. 225-226, 2005.
- 5) 石井友, 松岡昌志, 牧紀男, 堀江啓, 田中聡: 兵庫県南部地震の現地写真を用いた深層学習による建物被災度判別, 日本建築学会学術講演梗概集, pp. 415-416, 2017.
- 6) 肥田剛典, 八百山太郎, 高田毅士: ディープラーニングによる地震時建物被害判定と被害の地理的分布推定手法, 日本建築学会大会学術講演梗概集, pp. 417-418, 2017.
- 7) 岡田成幸, 高井信雄: 地震被害調査のための建物分類と破壊パターン, 日本建築学会構造系論文集, 第254号, pp. 65-72, 1999.
- 8) 被災建築物応急危険度判定研究会: 被災建築物応急危険度判定マニュアル, 日本建築防災協会, 1998.
- 9) 九州大学神野達夫らによる現地調査: http://wiki.arch.ues.tmu.ac.jp/saigai/index.php?plugin=attach&refer=%CA%BF%C0%AE28%C7%AF%A1%CA2016%C7%AF%A1%CB%B7%A7%CB%DC%C3%CF%BF%CC&openfile=20160425%C4%B4%BA%BA%B7%EB%B2%CC_%CB%DC%BF%CC%1%B0%B8%E5%A4%CE%C8%E6%B3%D3%A3%B2.pdf (2016年9月1日現在)。
- 10) 佐藤利明による「現地調査報告」: <http://bousai.env.nagoya-u.ac.jp/wiki/saigai/index.php?plugin=attach&refer=2016%C7%AF4%B7%EE14%C6%FC%B7%A7%CB%DC%C3%CF%CA%FD%A4%CE%C3%CF%BF%CC&openfile=160415%B1%D7%BE%EB%C8%EF%B3%B2.pdf> (2016年9月1日現在)。
- 11) YouTube: <https://www.youtube.com/watch?v=6-OfCvHVPmY> (2016年5月1日現在)。
- 12) 読売オンライン: <http://www.yomiuri.co.jp/feature/photo/etc/garticle.html?id=20160415-OYTSI50046&gr=CO020211> (2016年5月1日現在)。
- 13) dot: https://dot.asahi.com/print_image/index.html?photo=2016041800081_1 (2016年5月1日現在)。
- 14) Min Lin, Qiang Chen, Shuicheng Yan: Network in Network, <https://arxiv.org/pdf/1312.4400.pdf> (2017年10月6日現在)。