

航空写真を用いた画像認識による被害認定業務の迅速化

藤田翔乃¹ 畑山満則²

概要：災害が起こった際、自治体は被害認定調査を行い、被災者に罹災証明書を発行する。罹災証明書は各種支援策の判断材料として用いられるため、迅速かつ正確に発行されなければならない。しかし、これまでの地震災害では多くの時間を要しており、結果として被災者支援に大幅な遅れをもたらしていた。また、屋根調査時において屋根全体を完全に見ることができず正確な調査を行えていない。そこで本研究は航空写真から深層学習を用いて屋根の損傷率を自動で算出し、被害認定調査の迅速化と正確化に寄与するシステムを構築する。筆者らの先行研究により、学習データが不足していることが本システムの課題となっていたことがわかったため、本システムでは屋根面で分割し、学習データを増加させ、損傷率を算出する。Semantic segmentation では屋根面が分割できなかったため、今後は instance segmentation を利用し、その後深層学習により損傷度を算出する。

キーワード：航空写真、深層学習、instance segmentation、被害認定調査

Rapid Method of Damage Building Investigation Using Deep Learning from Aero Photo Images

SHONO FUJITA^{†1} MICHINORI HATAYAMA^{†2}

1. 研究背景

1.1 被害認定調査について

地震や風水害等の災害が起こった際、自治体は一つ一つの被災した住家の被害の程度を調査し、被災者に住家が被災したことを証明するものとして、罹災証明書を交付する。調査は建物の傾斜や基礎、壁、屋根の損傷程度などから「全壊」、「大規模半壊」、「半壊」、「準半壊」、「準半壊に至らない(一部損壊)」に分類し、罹災度を判定する。罹災証明書は被災者の各種支援策の判断材料として活用され、生活再建に必要不可欠であるため、自治体は迅速かつ正確に発行しなければならない[1]。加えて、東日本大震災の後に災害対策基本法が改定され、罹災証明書を遅滞なく発行することが義務付けられた[2]。しかし、これまでの地震災害では被害認定業務・罹災証明書発行に多くの時間を要しており、円滑な被災者支援を妨げていた。総務省の熊本地震における実態調査[3]では、この原因として人手不足や調査方法の複雑さ、第2次調査・再調査の多さ、業務環境確保が困難であったことなどが挙げられており、リソースが限られている状況で効率的かつ正確に調査を行えていないことがわかる。

被害認定調査とは自治体職員が中心となっていくものであり、第一次調査、第二次調査、再調査の3段階の調査の種類が存在する。被害認定調査は基本的に官民合意のもと行われるものであるため、被災者は調査結果に納得しなかった場合、第二次調査・再調査の申請を行うことができ

る。第一次調査は外観目視による比較的簡易な調査であり、第二次調査・再調査は内部に立ち入る詳細な調査を行い、それぞれの調査では外観や建物の傾斜、壁や屋根、基礎などの部位の損傷度合いから建物の被害の程度を決定する。[1]

1.2 過去の地震災害での被害認定調査

熊本地震での熊本市では134,593件の第一次調査が、37,683件の第二次調査が、2,602件の再調査が行われた(平成30年4月12日時点)[4]。井上らの研究[5]では、熊本市において被害認定業務に約29,000人日もの労力を要し、熊本市役所において罹災証明書発行業務に次いで最も労力を費やした業務であることが報告されている。これらから、被害認定業務を迅速化させることで、自治体の他の業務にリソースを割くことができると考えられる。

また、被害認定調査の中の部位による判定では、屋根や壁、基礎の損傷度を算定し、被害を分類しなければならない。しかし、屋根の調査時においては屋根全体を見渡すことができず、遠くから見るなどして見える範囲で調査を行なっている[6](図1)。つまり正確な調査を行えておらず、



図1. 現地での屋根調査

¹ 京都大学大学院情報学研究科
Graduate School of Informatics, Kyoto University
² 京都大学防災研究所
Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University

被災者の調査結果の不満につながり、結果として第二次調査・再調査数が増加していると考えられる。

1.3 被害認定調査マニュアルの改訂

平成 13 年に定められた「災害に係る住家の被害認定基準運用指針」は過去幾度も改訂がなされたが、過去の地震災害では依然として罹災証明書発行に多くの問題を抱えていた。2016 年 4 月に発生した熊本地震でも罹災証明書発行に多くの時間を要したことから、内閣府は平成 30 年 3 月に「災害に係る住家の被害認定基準運用指針」と「実施体制の手引き」の改訂を行った[7]。平成 30 年 6 月に発生した大阪北部地震では、この改定内容の一つである「写真を活用した判定の効率化・迅速化」を利用し、被災者が持参した写真から比較的被害の小さいものに限り、被害認定が行われた[8]。また、平成 30 年 9 月に発生した北海道胆振東部地震では、改定内容の一つである「航空写真等を活用して『全壊』の判定が可能」を利用し、航空写真から被害認定調査が行われた[9]。したがってこれらのような調査マニュアルの変化により写真、特に航空写真画像の利用が被害認定調査迅速化に効果的になると考えられる。

2. 研究目的

上述した研究背景のもと以下の問題点が挙げられる。

- (1) 被害認定調査に多くの時間を要し、被災者への支援が遅れている。
- (2) 調査方法が複雑であり、調査員に専門的知識が必要である。
- (3) 屋根調査では地上から見上げることしかできず、正確な調査が困難である。

そこで、本研究では航空写真から画像認識を用いて、屋根の損傷率を自動で算出し被害認定調査の正確化と迅速化を図ることを目的とする。

3. 先行研究

深層学習や機械学習を用いて地震災害時の被害家屋を把握する研究は今までにいくつか行われてきた。

釜ヶ谷・松岡[10]の研究では、ラインセンサと呼ばれる航空カメラで真上から撮影した航空写真と斜めから撮影した航空写真から建物が写っている部分を切り出し、DCNN モデルを用いて被害の程度の分類予測を行った。内藤ら[11]はレーザー照射による DSM 差分解析、航空写真によるテクスチャ解析、ブルーシート抽出を用いて被害建物を独自の 4 段階のレベルで推測をした。しかし、目視判読と同程度の精度の 4 区分の識別は困難であることが観察されている。石井ら[12]は航空写真と現地写真から深層学習による画像認識を用いて、被害認定調査における建物の全壊判定を推測した。現地写真による推測では 71%程度、航空写真による推測では 64%程度であった。

これらの研究は独自の建物被害区分や、全壊とそれ以外

などで分類しており、被害認定調査の屋根の損傷率を算定したものはない。また、釜ヶ谷・松岡[10]の研究ではデータセットを手作業で取り出しており実災害では多くの時間を要することが予想される。また、内藤ら[11]の研究での DSM データや石井ら[12]の研究での現地写真の収集方法、それらの結果の利用方法は言及されていない。本研究は屋根損傷率を自動で算出するとともに、そのシステムの運用方法まで考慮したシステムを構築する。

また、罹災証明書発行についての研究に関しては、堀江ら[13]は公的機関による建物被害調査の効率化を目的として木造建物について、より最適な調査項目の設定についての研究を行った。堀江ら[14]は新潟県中越沖地震において、Damage Assessment Training System というシステムを開発・検証し、事前訓練から調査員の視点を統一し、公平性を確保できることがわかった。これらの研究では被害認定調査迅速化を目的とした調査員の育成、調査内容などの観点からのアプローチが行われているが、画像を活用した迅速化に関する検討は行われていない。

4. システムの構成

4.1 システムの全体像

図 2 に本研究のシステムの全体像を示す。災害発生後、航空写真と建物ポリゴンの頂点の位置情報を用いてトリミングを行い、屋根画像データベースを作成する。屋根の種類や損傷の仕方における地域特性を考慮するために、それらの一部を学習データとして利用する。学習の後、残りの推測用のデータで屋根損傷率を算定し、調査の現場で利用することで被害認定業務の正確化・迅速化を図る。

4.2 利用方法

被害認定業務の正確化・迅速化に寄与するために寄与するために、本システムの調査現場での利用方法は以下の 3 つが考えられる。

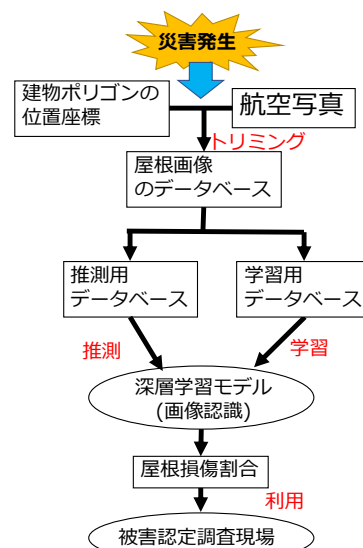


図 2. システムの全体像

＜表 屋根（構成比 15%）＞		
程 度	損 傷 の 例 示	損傷程度
I	・棟瓦（がぶり瓦、のし瓦）の一部がずれ、破損が生じている。 （棟瓦の損傷が認められる場合は棟瓦を挟む両屋根面で損傷を算定する）	10%
II	・棟瓦のずれ、破損、落下が著しいが、その他の瓦の破損は少ない。 ・一部のスレート（金属製を除く）にひび割れが生じている。	25%
III	・棟瓦が全面的にずれ、破損あるいは落下している。 ・棟瓦以外の瓦もずれが著しい。	50%
IV	・屋根に若干の不陸が見られる。 ・小屋組の一部に破損が見られる。 ・瓦がほぼ全面的にずれ、破損又は落下している。 ・スレート（金属製を除く）のひび割れ、ずれが著しい。 ・金属板葺材のジョイント部に、はがれ等の損傷が見られる。 ・屋上仕上面に破断や不陸が生じている。	75%
V	・屋根に著しい不陸が見られる。 ・小屋組の損傷が著しく、葺材の大部分が損傷を受けている。 ・屋上仕上面全面にわたって大きな不陸、亀裂、剥落が見られる。	100%

図 3. 屋根調査の損傷程度例

- (1) 地上から見えない屋根の部分を調査員に提示する方法. 屋根調査において、離れたところや高いところに移動し見る角度を変えて屋根を調査するが、全てを見渡せない場合がほとんどである。よって航空写真による上からの屋根の状況、それに付随する屋根損傷率推測の情報を提示することで、より網羅的な調査を行うことができる。ここで、屋根調査において図 3 のように損傷程度を調査しなければならないが、屋根内部の構造である小屋組や水平方向のずれである不陸は航空写真から把握することが困難であると考えられる。よって、地上から見る現場での調査と上から見る航空写真での推測結果を併用することでより正確な調査を行うことができる。
- (2) 損傷の可能性が高い部分を調査員に提示する方法. 本システムの推測精度や自治体の方針から、推測結果を直接利用できず、調査員による再確認を要する場合があると考えられる。その場合、損傷の可能性が高い部分を提示することで、調査員は調査すべき場所に焦点を当てることができ、効率化・正確化を図ることができる。
- (3) 損傷率を自動で算出し、調査時間を短縮する方法. 航空写真では完全な調査を行うことができないと上で述べたが、南海トラフ地震や首都直下型地震など大規模な地震が生じた際、膨大な数の建物の被害認定調査を行わなければならないことが予想される。この場合、方針として、精度より速度を優先する自治体が現れる可能性があり、本システムの推測結果をそのまま利用されることがあり得る。屋根調査は図 3 の損傷程度を様々な角度から屋根面ごとに調べなければならない、多くの時間を要する。また、建築の専門的知識が必要であり、この知識の習得にも多くの時間を要すると思われる。よって、本システムの損傷率結果を直接被害認定調査に利用することで、業務の迅速化を図ることができる。

4.3 屋根画像トリミングアルゴリズム

本システムでは、航空写真と地理空間情報である建物ポ



図 4. トリミングアルゴリズム

リゴンの頂点の位置情報を用いることで、屋根画像データベースを自動で作成する(図 4)。これにより、画像データを作成する時間を削減することができ、迅速に推測することが可能となる。またポリゴンを利用していることから、エリア単位での推測ではなく、建物単位での推測を行うことができ、より詳細な情報を得ることができる。そして屋根以外の部分を黒く塗ることで、無駄な情報を排除でき、精度向上が期待できる。

4.4 運用時のデータ

(1) 航空写真データ

災害が起こった際、国土地理院は被災地域の航空写真を撮り、初動対応や被災状況の把握、応急復旧、復興のための重要な資料としている。災害対応や研究などを目的とする場合、国土地理院に申請を行うことでその航空写真を入手することができる[15]。

特定非営利活動法人クライシスマップパーズ・ジャパンでは、災害ドローン救援隊「DRONE BIRD」という組織を運営している。DRONE BIRD は自然災害や政治的暴動などが起きたときに被災状況を詳細かつ迅速に取得できる最新技術を持ったドローンを被災地に送り、その災害状況をマップ上に反映し、人命救助や支援活動のサポートを行っている[16]。この航空写真は Open Aerial Map と呼ばれるウェブサイトにはアップロードされており、自由にダウンロードすることが可能である。

国土地理院が撮影する航空写真は DRONE BIRD のものと比べて広範囲のものであるが、データ量が多く、ウェブサイト上でダウンロードすることはできない。それに対し、DRONE BIRD がドローンによって撮影する航空写真は範囲が狭くデータ量が少ないため、インターネット上でダウンロードが可能であり、災害発生後すぐに遠隔地からデータを入手できる。

また国土地理院の航空写真の解像度は 20cm 分解能であり、ドローンで撮影される航空写真の解像度は機種にもよるが数 cm の分解能を持つ。地震災害で多い瓦がずれるような屋根の被害を検出するには、最低限瓦のサイズである 20～30cm を分解できる解像度が必要である。よって上記の航空写真は最低限必要な解像度を持っていると言える。

このように、本システムの地震災害時での運用のための航空写真のデータは国土地理院や DRONE BIRD などから入手することが可能である。

(2) 建物ポリゴンの位置情報



DRONE BIRD を運営しているクライシスマップーズ・ジャパンは、OSM を利用し、インターネットを通して世界中の人たちを地図作り活動に参加させ、被災状況を地図に反映させている[17].

OSM は地理空間情報を誰でも自由に利用できる地図であるため、本システムにおいて建物ポリゴンの頂点の位置座標を入手することが可能である[18]. 建設や取り壊しにより建物の立地状況が日々変化している中、災害発生後から新たに描かれる OSM を用いることで最新の住宅や道路の情報を入手することができ、加えて地震の地殻変動による建物の位置情報のズレにも対応することができると考えられる.

OSM の精度は描く人のスキルや正確さによって変わる. 茨木市のある地域の建物約 260 棟を用いて、OSM と国土地理院の基盤地図情報の重なり度合いを計算すると 59.62%で

図 5. 損傷程度の例

(左上:程度Ⅰ, 右上:程度Ⅱ, 左中・右中:程度Ⅲ, 左下:程度Ⅳ, 右下:程度Ⅴ)

あった. ここで重なり度合いは OSM と基盤地図情報の和集合に対する積集合の割合とした. 現在被災地の OSM を描く際、背景写真として bing 画像や国土地理院の全国最新写真などを用いているが、これらの航空写真は解像度が低かったり、数年前のものであったりするため正確に建物ポリゴンを描くことが困難である. このことが重なり度合いの低下をもたらしたと考えられる. 今後は発災後に取られた航空写真を背景写真として用いることでより正確かつ、基盤地図情報より最新の情報を反映した地図を描くことができると期待できる.

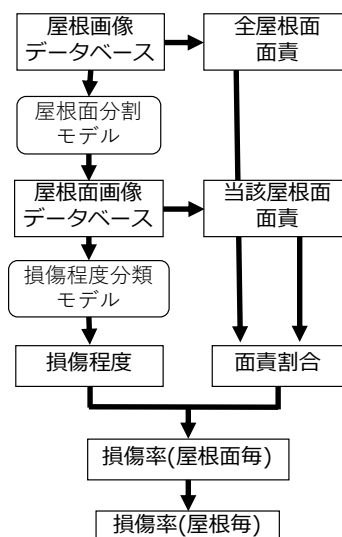


図 6. 屋根損傷率算定アルゴリズム

(3) 深層学習のラベル

深層学習には被害程度などのラベル付けが必要であるが、クラウドソーシングなどによりデータ入力が可能であると考えられる. 「National Network for Emergency Mapping」によるオンライン上で災害対応に必要な地理空間情報作成と活用のための情報支援活動など、災害時でのボランティアによるデータ入力が近年行われている.

5. 屋根損傷率算定アルゴリズム

5.1 被害認定調査における算定方法

地震災害時の被害認定調査では第一次調査、第二次調査とも外観による判定、傾斜による判定、基礎による判定を行い、それぞれ全壊の条件に当てはまらなかった場合、部位による判定を行う. 部位による判定では壁や基礎、屋根の損傷率を算定し、それらの合計から建物の被災度を決定する.

各屋根面の損傷程度(図 3)を調べ、それらの屋根面の面積割合(該当屋根面の面積/全屋根面の面積)と掛け合わせたものを、全ての屋根面で足し合わせることで屋根面の損傷率は算定される. 図 5 は損傷程度の例を表し、式(1)は損傷率の算出方法を示す.

$$\text{損傷率} = \sum \frac{\text{該当屋根面面積}}{\text{全屋根面面積}} \times \text{損傷程度} \quad (1)$$

5.2 深層学習における課題

筆者らの研究[19]において、同様に航空写真からトリミングを行なった屋根画像を学習データとして、深層学習を用いてブルーシートの有無と損傷部分の有無を推測するモデルをそれぞれ構築した. ブルーシート画像と比較すると損傷部分画像の方がデータ数が多かったのにも関わらず、精度が低くなっており、この原因を損傷部分の特徴量抽出の難しさと、利用した航空写真データの画質の悪さであると考察した. 深層学習において精度向上には豊富な学習データが存在することが望ましい. しかし、地震災害の頻度

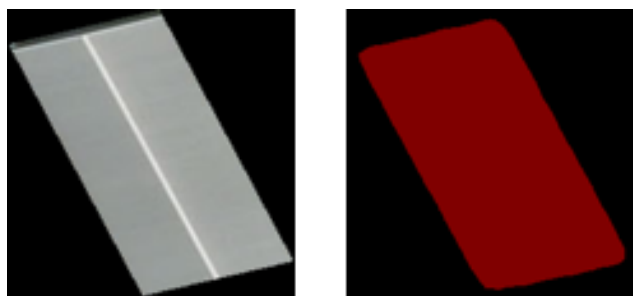


図 7. Semantic segmentation 結果

の低さやドローン開発から日が浅いこと、ブルーシートがかかるまでに航空写真の撮影を行わなければならないこと、被災外部地域の人が被災地に入って撮影することが困難であることなどから損傷部分が写った航空写真データは豊富に存在しない。このことから、本システムでは学習データが少ないことが大きな課題となっていることが明らかになった。

5.3 アルゴリズムの構成

上述した課題に対して、本研究では屋根面で画像を分割し、学習データを増加させるという方法をとる。図 6 のように、まずトリミングを行なった屋根画像データベースに屋根面分割を行い、屋根面画像のデータベースを作成する。その画像に対して、深層学習を用いて、損傷程度を分類させる。次に全屋根面の面積と当該屋根面の面積から面積割りを算出し、損傷程度と掛け合わせることで屋根面ごとの損傷率を算出する。最後に全ての屋根面の損傷率を合計し、一つの建物の屋根の損傷率が算出される。全屋根面の面積はトリミング後の屋根画像の中で黒色でないピクセルを数えることで算出され、当該屋根面の面積も同様の手法で計算できる。

また、この算定アルゴリズムは実際の被害認定調査の屋根損傷率の算定方法とほとんど同様であり、近い損傷率を計算できると考えられる。加えて、屋根面ごとの損傷率が計算されるため、4.2 の(3)で述べた損傷の高い場所を調査員に提示することができると考えられる。

5.4 屋根面分割アルゴリズム

Susaki[20]は様々なグレースケールの値の幅によるまとまった色を一つの領域として、長方形との類似度から屋根面を分割した。この方法により、影が多い密集地での屋根面の境界線を高精度で取り出せているが、屋根面に汚れがあるなどのイレギュラーな部分を屋根面と誤認識している。特に本システムで利用される地震災害時などでは損傷部を誤って屋根面と認識される恐れがある。よって、屋根面分割ではこのような色情報から抽出するのではなく、ニューラルネットワークを用いた深層学習を利用するのが望ましいと考えられる。

5.5 初期実験

初期実験として semantic segmentation を用いて屋根面分割を行なった。Semantic segmentation とはピクセルごとに

クラス分類を行うことができるモデルであり、物体の領域を抽出することができる。よって、元画像と境界線を描いたラベル画像で学習を行うことができる。

モデルとして、2018 年に Google が開発した deeplab v3+[21] を用いた。これは Xception モジュールを使い、少ない計算量で高い精度を持つモデルであり、PASCAL VOC 2012 セマンティックイメージセグメンテーションデータセットの 20 クラスの物体を約 89%(積集合/和集合)の精度で判別をした。またこのモデルは、様々なスケールでの特徴を捉えることができる空間ピラミッドプーリングと、鮮明なオブジェクト境界線を得ることができるエンコーダーデコーダモデルの両方を取り入れている。

データとして熊本地震後の益城町付近の航空写真データから基盤地図情報の建物ポリゴンによりトリミングした屋根画像データを学習用に 100 枚、テスト用に 10 枚用いた。

結果は図 7 のように、テスト用画像 10 枚とも屋根面が結合され一枚の屋根として認識された。これは semantic segmentation は画像内の同クラスの各オブジェクトを別々で認識することができず、隣接する屋根面を一つのオブジェクトとして誤認識してしまったと考えられる。

6. 今後の方針

6.1 屋根面分割

Semantic segmentation では屋根面を分割することができなかったため、同クラスのオブジェクトを認識できる instance segmentation を利用する。モデルとしては COCO2016 において instance segmentation, bounding-box object detection, person keypoint detection という三つのタスクでトップの成績をとった Mask R-CNN[22]を用いる。これは物体検出で物体の四角系領域を抽出し、クラス分類を行う。そして、その領域の中でピクセルごとに物体と背景を分類することで物体領域を抽出することができる。このモデルの構築後、Susaki[20]の屋根面分割アルゴリズムと精度を比較し、深層学習の利用の有効性を検討する。

また、トリミングされた屋根画像に対して屋根面領域を入力し、instance segmentation に入力する学習データ数を増やさなければならない。この時、屋根形式を認識するために建築学的視点から、屋根面領域の入力を行う。

6.2 損傷程度分類

屋根面領域された画像に対して、5 つの損傷程度(図 3)のクラス分類を行うための深層学習の画像認識を構築する。利用するモデルは精度に加え、過学習を考慮し、パラメータ数が多すぎないものを選択する。また、学習データへのラベルづけは内閣府が示す図 3 の損傷程度の例を参考に行う。この際、建築分野の専門家や実際の被害認定調査行なったことがある行政職員などから助言や指摘をもらい、より正確なラベルづけを行うことが望ましい。

また、図 3 の損傷程度の例である通り、棟瓦に損傷がある場合、棟瓦を挟む両屋根面で損傷計算をしなければならない。しかし、屋根面分割を行なった場合、棟瓦は屋根面

の境界に位置するために、うまく全てを抽出できない可能性がある。また、ポリゴンのズレにより損傷部分がずれてしまい、トリミング画像、屋根面画像に損傷部分が映らない可能性がある。このような、見落としてしまう可能性がある損傷部分に対して、今後検討をしていく必要がある。また、建物ポリゴンのズレによる精度低下の度合いを観察することで、精度が比較的低いと言われている OSM の目標になる精度を示すことができると考えられる。

6.3 情報提供方法

本システムを被害認定調査現場で利用するために、推測結果の情報提供方法を分析する必要がある。東田ら[23]は災害対応の意思決定には加工されていない情報ではなく、目的やニーズによって収集・分析を行った情報が必要であることを示している。被害認定調査と災害対応では状況はやや異なるが、限られた時間で被害を認識するという点で共通するため、これは本システムでも当てはまることであると考えられる。本システムの推測結果から調査員が損傷箇所を迅速に理解するために、情報提供のためのツールや、背景を地図にする、損傷箇所を色付けるなどの可視化手法を検討する。そして、その結果を実際に被害認定調査を行っている行政職員などの方のヒアリングなどを通し、評価を行う。

参考文献

- [1]内閣府(防災担当)：災害に係る住家の被害認定基準運用指針,pp.1-3, 2020
- [2]内閣府(防災担当)：災害に係る住家被害認定業務実施体制の手引き,pp2,2017
- [3]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—, http://www.soumu.go.jp/main_content/000528758.pdf
- [4]熊本県危機管理防災課：平成28(2016)年熊本地震等に係る被害状況について【第271報】, https://www.pref.kumamoto.jp/common/UploadFileOutput.ashx?c_id=3&id=15459&sub_id=256&flid=147137
- [5]井上雅志, 末富岩雄, 福岡淳也, 大西修平, 沼田宗純, 目黒公郎：熊本地震に基づく災害対応業務量の予測式の構築, 生産研究, 2018年70巻4号 p.289-297
- [6]内閣府：(映像資料)住家の被害認定調査の判定方法 <http://www.bousai.go.jp/taisaku/unityou.html>
- [7]内閣府：平成30年3月改定の概要, <http://www.bousai.go.jp/taisaku/pdf/h3003kaitei.pdf>
- [8]産経新聞：【大阪北部地震】罹災証明に必須の家屋調査進まず 窓口に住民殺到、調査まで2カ月待ちも…(1/2ページ) - 産経ニュース, <https://www.sankei.com/west/news/180627/wst1806270061-n1.html>
- [9]北海道新聞：罹災証明発行に 航空写真を活用 厚真町、認定迅速に：どうしん電子版(北海道新聞) https://www.hokkaido-np.co.jp/article/237773?rct=n_hokkaido
- [10]釜ヶ谷 悠馬, 松岡 昌志：2016年熊本地震後の空中写真を用いた 深層学習による建物被害分類, 東濃地震科学研究所報告「防災研究委員会2017年度報告書」No.41 2017,pp.49-57
- [11]内藤 昌平, 門馬 直一, 山田 哲也, 下村 博之, 望月 貴一郎, 本田 禎人, 中村 洋光, 藤原 広行, 庄司 学：熊本地震における航空写真を用いた画像解析手法による建物被害抽出, 地震工学論文集 38 巻, p. I_218-I_237
- [12]石井 友, 松岡 昌志, 牧 紀男, 堀江 啓, 田中 聡：兵庫県南部地震後に撮影された航空写真と現地写真を用いた深層学習による建物被災度判別の試み, 日本建築学会構造系論文集, 83 巻 (2018) 751 号
- [13]堀江啓, 牧紀男, 重川希志依, 田中聡, 林春男：震災時における木造建物の被害調査手法の開発—調査目的と調査項目—, 地域安全学会論文集 2000 年 2 巻, pp.139-144
- [14]堀江 啓, 重川 希志依, 牧 紀男, 田中 聡, 林 春男：新潟県中越地震における被害認定調査・訓練システムの実践的検証—小千谷市のり災証明書発行業務への適用—, 地域安全学会論文集, 2005 年 7 巻, pp.123-132
- [15]国土交通省 国土地理院：空中写真 | 国土地理院, <http://www.gsi.go.jp/gazochosa/gazochosa41006.html>
- [16]DRONEBIRD：災害ドローン救援隊 DRONEBIRD | クライシス・マップス・ジャパン, <http://dronebird.org/>
- [17]CrisisMappers Japan：CrisisMappers Japan, <http://crisismappers.jp/about.html>
- [18]OpenStreetMap Japan：OpenStreetMap Japan | 自由な地図をみんなの手に/The Free Wiki World Map, <https://openstreetmap.jp/#zoom=5&lat=38.06539&lon=139.04297&layers=0BFF>
- [19]藤田 翔乃, 畑山 満則：航空写真を用いた深層学習による地震災害時の屋根損傷家屋の把握, 土木計画学研究・論文集 第37巻, 2020年75巻6号 p. I_127-I_135
- [20]Junichi Susaki：Segmentation of Shadowed Buildings in Dense Urban Areas from Aerial Photographs, Remote Sensing ISSN 2072-4292(2012)
- [21]Liang-Chieh Chen, Yukun Zhu, George Papandreou, Florian Schroff, and Hartwig Adam：Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation, arXiv:1802.02611v3 [cs.CV] 22 Aug 2018
- [22]Kaiming He Georgia Gkioxari Piotr Dollár Ross Girshick：Mask R-CNN, arXiv:1703.06870v3 [cs.CV] 24 Jan 2018
- [23]東田 光裕, 牧 紀男, 林 春男：ICSの枠組みに基づく効果的な危機対応を可能とする 情報過程(インテリジェンス・サイクル)のあり方 —神戸市の防災対応マニュアルの分析から—, 地域安全学会論文集 No.8, 2006.11