

論文 深層学習を用いたコンクリート基礎および外装材の画像診断

千田 紘之*1・高橋 典之*2

要旨：現代の未曾有の地震災害において、被災度判定の長期化や併発する 2 次的問題を解決すべく、迅速な判定のためのシステムや技術の開発が行われている。今後発生が懸念される首都直下型地震や南海トラフ地震では、より甚大な被害かつ判定の長期化等の問題が深刻化することが予想される。近年、深層学習による被災建物の画像診断に関する研究が行われているが、いずれも基礎的研究に留まるため、工学的指標への展開や被災度判定へ如何に適応するかなど検討を行う必要がある。そこで本研究では、深層学習および画像処理技術を用いることで、工学的指標による損傷評価並びに被災度判定への適応可能性について検討を行った。

キーワード：コンクリート基礎、モルタル系外装材、窯業系サイディング、深層学習、損傷評価、画像診断

1. はじめに

大規模な地震災害や度重なる余震に伴い、各種被災度判定が長期化する傾向にある。例として過去の応急危険度判定の結果^{1)~8)}を表-1 に示す。通常 3 週間程度で判定が終了する傾向があるが、2011 年の東北地方太平洋沖地震と 2016 年の熊本地震は 3 倍近くの期間となった。特に余震回数の多い熊本地震では、その判定期間が長期に渡り、避難生活の長期化による生活環境の変化や、余震による倒壊に巻き込まれる等、2 次災害による死者が多いことが問題となった。

これらの問題を解決すべく、判定活動の迅速化に関する研究が行われており、スマートフォンなどの電子デバイスによりデータを収集する取り組み⁹⁾やリモートセンシングを用いて得られた災害前後の写真を比較することで損傷の程度を比較する研究¹⁰⁾、さらには、深層学習による被害ランクごとに画像分類を行う研究¹¹⁾がある。近年では、深層学習による研究が盛んになってきているが、いずれも基礎的研究に留まっている。

そこで本研究では、画像処理技術および深層学習を用いて地震被災住宅における画像診断を行い、実際の被災度判定への適応可能性にむけた検討を行なった。

表-1 過去 19 回の応急危険度判定^{1)~8)}

過去の地震名	(年)	期間(日)	棟数(棟)
兵庫県南部地震	1995	23	46,610
新潟県北部の地震	1995	1	342
宮城県北部地震	1996	2	169
鹿児島県薩摩地方を震源とする地震	1997	4	2,048
新島,神津島,三宅島近海を震源とする地震	2000	15	240
鳥取県西部地震	2000	14	4,080
芸予地震	2001	19	1,768
三陸南地震	2003	2	6
宮城県北部連続地震	2003	8	7,245
新潟県中越地震	2004	18	36,143
福岡県西方沖地震	2005	12	3,012
能登半島地震	2007	6	7,600
新潟県中越沖地震	2007	8	34,048
岩手・宮城内陸地震	2008	6	2978
東北地方太平洋沖地震	2011	61	50,721
熊本地震	2016	57	57,570
鳥取県中部地震	2016	8	5,809
大阪府北部地震	2018	10	9,457
北海道胆振東部地震	2018	6	538

2. 画像診断について

2.1 現行の判定システムと画像診断の対応

現行の判定システムは、地震発生後、はじめに応急危険度判定が行われ、その結果を参考に地震保険損害査定や罹災証明のための判定など各種判定が行われる。本研究で提案する画像診断は、例えば応急危険度判定に活用する場合概ね図-1 に示すフローに従う。一見して危険かどうかは既往の研究¹¹⁾に準ずることとし、危険と選別されなかったものに対し、本研究の画像診断を適応し、検討とする損傷は外壁、基礎および建物の傾斜の被害を対象とした。

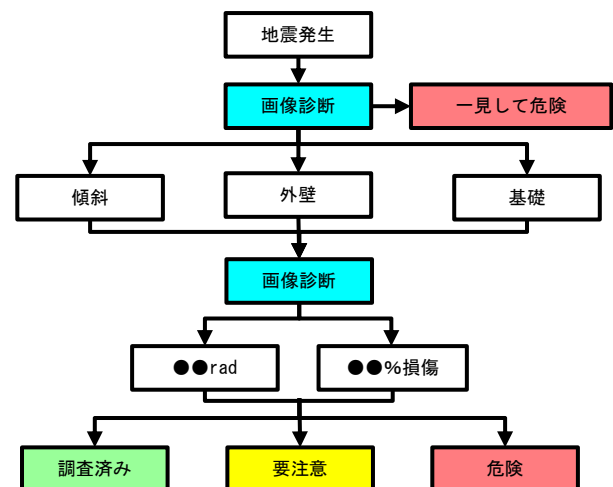


図-1 画像診断フロー

*1 東北大学大学院 工学研究科 博士前期課程 (学生会員)

*2 東北大学大学院 工学研究科 准教授 博(工) (正会員)

3. 深層学習

3.1 データセットの作成およびパラメータの設定

本研究における画像診断では、Math Works 社の Matlab2017b, 2018b を用いた Semantic Segmentation（以下 S-S とする）によるひび割れの検出および Regional Convolutional Neural Network Object Detector（以下 R-CNN とする）による被害箇所を検出を行った。はじめにひび割れ検出に使用する S-S のデータセットについての説明を記す。通常、データセットは何万枚もの画像により構築されるが、既往の研究^{12), 13)}においてクロマキー合成により作成したデータセットが実被害写真を用いたものと同等以上かつ高精度で検出可能なことが確認されている。

そこで、本研究では図-2 に示すように、モルタル系外装材、窯業系サイディング、基礎コンクリートの画像にクロマキー合成を行うことでデータセットを作成した。全ての画像を 300×400pixel に統一しデータ拡張として、X 方向、Y 方向それぞれに対する反転、縮小、切り抜き、および回転を行い、表-2 に示す通り 3 種類においてそれぞれ 200 枚のデータセットとした。通常学習に必要なデータセットは何万もの画像が必要となるが、上記のデータセットに加えて、事前学習済みの 120 万枚のデータセットである Visual Geometry Group 16（以下 VGG16 とする）を転移学習することで 200 枚程度の少ない枚数のデータセットを用いた場合においても高精度な学習を可能とした。学習におけるパラメータを表-2 に示す通り設定した。レイヤーは 10 層、学習反復回数を 200 回で上限とし、初期学習率を 0.01 に設定した。設定パラメータの根拠として次項にて学習精度を説明する。

3.2 学習精度

学習精度は、データセットによる学習と並行してデータセット内の既定の数のサンプルに対しその学習段階において学習されている特徴量とサンプル内の特徴量との比較を行い、同等の特徴量となっているかを評価する。つまり、データセットそれぞれから学習させたい共通の特徴量がどの程度の精度で抽出できているかを確認する指標である。例として本研究におけるモルタル外装材についての学習精度を図-3 に示す。縦軸が学習精度、横軸が学習回数であり、学習回数 200 回程度には学習精度が 100% に漸近していることから最大学習回数を 200 回と定め、精度の高さから他のパラメータも前項における設定値とした。

3.3 検出精度とその評価指標の定義

出力結果の精度評価指標には図-4 および式(1)に示す Intersection of Unit（以下 IoU とする）を使用する。人的にあらかじめ正答とする領域を Ground Truth, 深

表-2 学習用パラメータ概要

部位	モルタル	サイディング	基礎
データセット	200 枚 + VGG16 (120 万枚)		
レイヤー	Image Input Layer Convolution 2D Layer ReLU Layer Max Pooling 2D Layer Convolution 2D Layer ReLU Layer Tranposed Convolution Layer Convolution 2D Layer Softmax Layer Pixel Classification Layer		
最大学習回数	200		
初期学習率	0.01		



図-2 データセット例

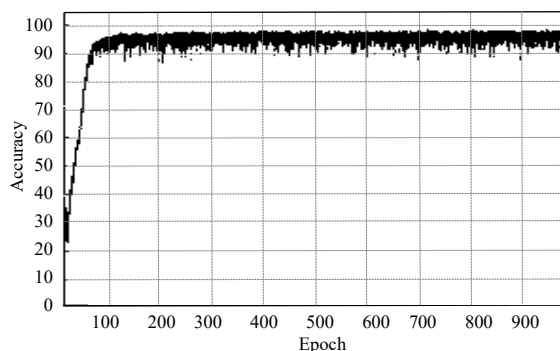


図-3 学習精度と学習回数の関係

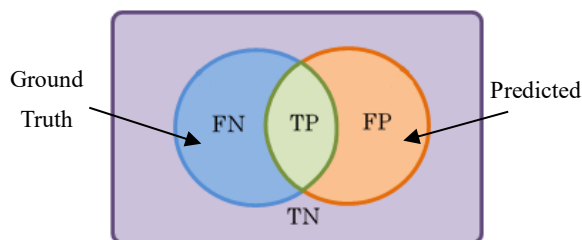


図-4 IoU

層学習が正答と判断した領域を Predicted とする。人的に正答であるが深層学習には正答とされなかった領域を False Negative (FN) , 人的にも深層学習も正答とする領域を True Positive (TP), 人的には正答としないが、深層学習が正答と判断した領域を False Positive (FP) , 人的にも深層学習も正答でないと判断した領域を True Negative (TN)とすると、IoU は式(1)で定義され、1 に近いほど判定結果の精度が高いことを表す。

示すように、ひび割れ幅が黒色で 4pixel 以上であれば検出可能な傾向にあることが明らかになった。次項では、ひび割れ幅が 4pixel 以上になる住宅の全体や広域が写る画像を用いて検出を行った。

$$IoU = \frac{TP+TN}{(TP+FP+FN+TN)} \quad (1)$$

表-3 IoU

図番号	図-5	図-6	図-7
IoU	0.995	0.998	0.997

4. 深層学習によるひび割れ検出結果

本研究における画像診断は、深層学習による特にひび割れ被害の検出を目標としているが、初めに簡易的に検出精度を検証するため、局所画像による損傷検出を行い、その後、広域の写る画像による検討を行った。

4.1 局所部分におけるひび割れ検出結果

(a) モルタル系外装材

モルタル系外装材のひび割れ検出結果を図-5 に示す。図左は撮影された画像であり、図右は深層学習によるひび割れの検出を行った結果である。概ねひび割れを網羅しており、表-3 に示す損傷検知（各 1 サンプル）に対する IoU から検出精度の高さを確認した。



図-5 モルタル系外装材のひび割れ検出

(b) 窯業系サイディング

窯業系サイディングのひび割れ検出結果を図-6 に示す。0.7mm 程度のひび割れを概ね検出可能なこと、および表-3 に示す IoU より精度の高さを確認した。



図-6 窯業系サイディングのひび割れ検出結果

(c) コンクリート基礎

コンクリート基礎におけるひび割れ検出結果を図-7 に示す。(a)、(b)と同様に概ねひび割れ部分を検出可能なことを確認した。しかし、基礎上部に写る外壁のひび割れを基礎のひび割れと混同してしまう傾向にあったため、画像処理手法の1つである Hough 変換により基礎と外壁の分離を行った。Hough 変換とは、画像内の直線成分や円成分を抽出する手法である。本研究では図-8 に示す元画像に含まれる直線を抽出し、基礎と外壁の境界線を抽出することでひび割れ検出において混同していたひび割れを分類可能なこと、および表-3 に示すように Hough 変換適用後の IoU においても検出精度が高いことを確認した。



図-7 基礎コンクリートのひび割れ検出結果

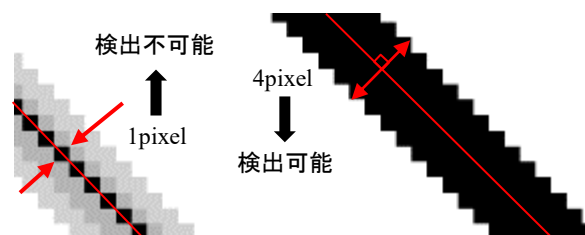


図-9 検出可能なひび割れ幅と pixel 数の関係例

以上(a)、(b)、(c)のひび割れの検出により、図-9に

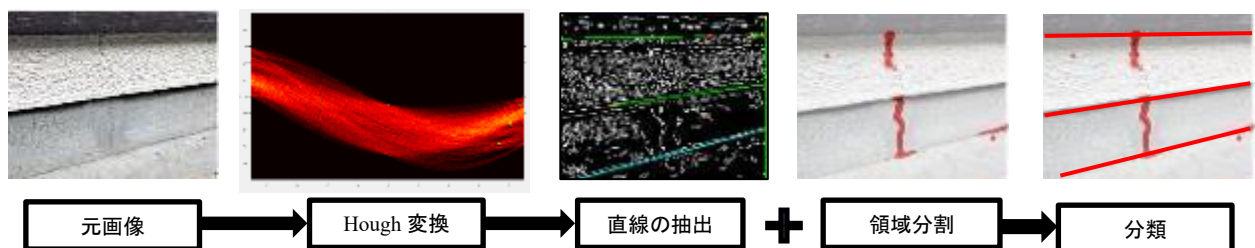


図-8 Hough 変換に基づく直線の抽出と基礎と外壁領域の分離

4.2 広域撮影画像におけるひび割れ検出結果

前項では、局所部分の画像を使用した領域分割を行ったが、実際の判定活動に使用することを想定し、より広域ないしは住宅全貌が写る画像を用いたひび割れの検出を行った。

(a) モルタル系外装材

図-10 に示すように比較的高解像度の画像を $300 \times 400\text{pixel}$ に分割し、ひび割れ検出結果を統合することで広域にわたるひび割れの検出を行った。目視で確認可能な 4pixel 程度のひび割れを概ね検出しており、植物などのノイズを検出することなく、表-4 に示す IoU から高精度の検出結果といえる。

(b) 窯業系サイディング

西らの実験¹⁴⁾により、窯業系サイディングは層間変位追従性能が高く、大変形時でも損傷が隠微であるが、開口付近に損傷が集中することが確認されており、開口付近を特に注意して損傷を評価する必要がある。

そこで、図-11 に示すように左端の元画像から、図中央に示す Edge 変換による開口の抽出と Hough 変換による基礎、1 層、2 層の分類を行った。

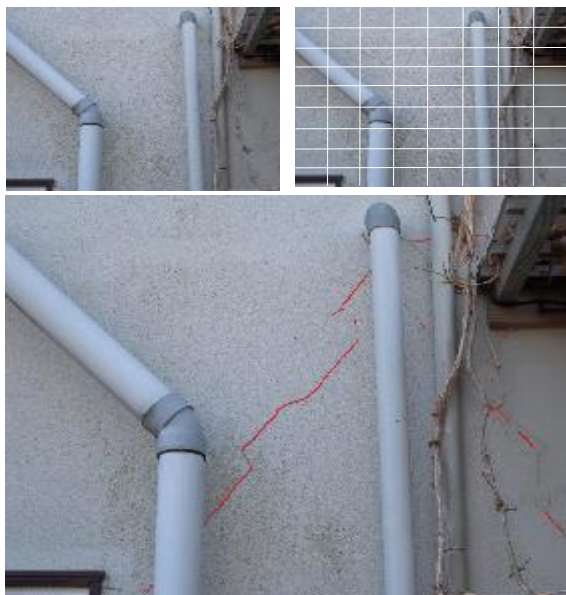


図-10 広域にわたる壁面ひび割れ検出結果

Edge 変換とは画像内の閉じた領域を抽出することが可能であり、抽出する面積を開口と同等の面積とすることで開口のみを抽出可能としている。

Hough 変換および Edge 変換により得られた開口群のうち 1 層の開口について Corner 関数により隅角部を抽出し、隅角部の座標を中心とした隅角部周辺の $300 \times 400\text{pixel}$ で切り出した画像を対象に、深層学習によるひび割れの検出を行った。前項同様に、ひび割れを概ね検出可能なこと、および表-4 に示す IoU から高精度であることが確認された。

(c) コンクリート基礎

分割画像を用いたひび割れの検出を行う手法を用いて基礎のひび割れの検出を行った結果を図-12 に示す。撮影した距離が遠いことから、分割画像の解像度が低く、ひび割れ幅が $1 \sim 2\text{pixel}$ 程度であったため、ひび割れの検出が不可能であった。一方、図-13 の図左および中央に示す、撮影距離が近い場合ではひび割れが検出され、表-4 の IoU から高精度であった。しかし、近撮画像だけでは建物全体に対する損傷率を計算するのが困難であるため、近撮画像の位置が全体のどこに位置するかを明らかにする必要がある。そこで近撮画像をデータセットとした R-CNN により、図-13 の右図の赤枠部分に示すように全体写真の中の近

表-4 IoU

図番号	図-10	図-11	図-13
IoU	0.996	0.993	0.999



図-12 分割画像の検出結果

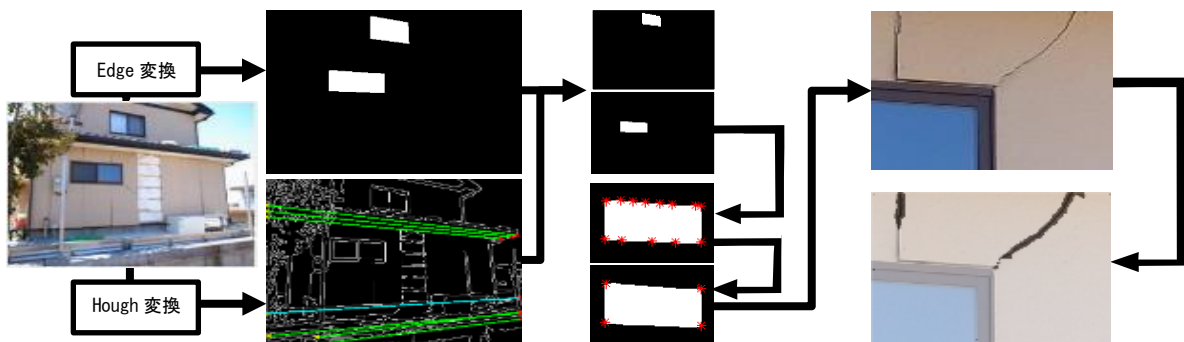


図-11 Edge 変換および Hough 変換に基づく直線の抽出と基礎と外壁領域の分離

撮画像の位置を概ね特定可能であった。使用したパラメータを表-5に示す通りであり、既往の研究¹³⁾と同様とした。

藤生らの研究¹⁵⁾では、住宅全体が写り込む写真において解像度の低さから局所的な被害を確認することが難しく、近撮画像が必要であったが、全体との位置関係が不明瞭であった。そこで、R-CNNを用いた手法により、位置関係を簡便に明確化することを可能とした。

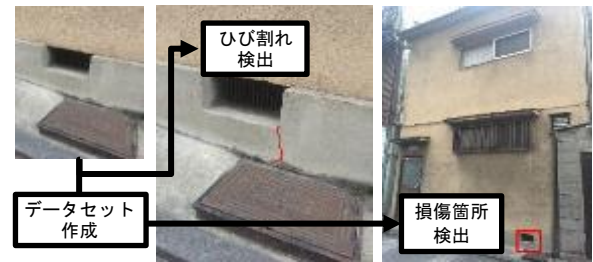


図-13 損傷(中央)および位置関係の検出結果(右)

表-5 R-CNNにおけるパラメータ概要

データセット	30枚(データ拡張) +50,000枚(Cifar10Net)
レイヤー	13
最大学習回数	200

5. 外観調査に基づく経験最大層間変形角の推定

画像診断において層間変形角を計測する手法として画像から直接変形角を算定する手法と、「震災建築物の被災度区分判定基準および復旧技術指針」¹⁶⁾に用いられている外壁などの外観の損傷から経験最大層間変形角を推定する手法の2通りが考えられる。

(a) 画像から残留変形角を計測する方法

西らの実験¹⁴⁾に参画し、画像診断による層間変形角の測定を行った。撮影した画像は図-14に示すレンズ収差の補正を行い、木造壁の実大加力実験にて検証した各ステップの変形角を計測した後、変位計による計測結果と比較した結果を図-15に示す。各ステップ数において概ね変位計と同様の変形角が得られたが、Step11の2階において画像計測による変形角評価が実験値を0.007rad.程度過小評価する場合がみられた。



図-14 収差補正

(b) 外観損傷に基づく経験最大層間変形角の推定

被災度区分判定において外観の損傷から経験最大層間変形角を推定する判定方法があり、前項までに検出された損傷により推定を行った。各ステップで確認された損傷と被災度区分判定に用いられる損傷と変形角

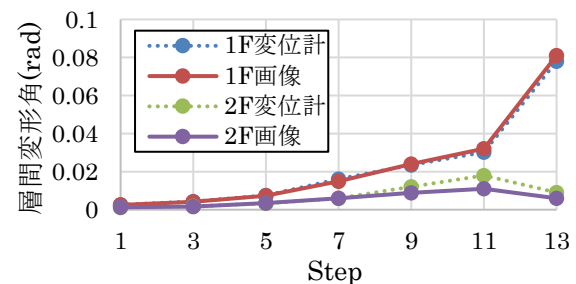


図-15 変位計と画像計測の比較

表-6 外観損傷と層間変形角

		1/120	1/60	1/50超	1/30	1/30超
被災度区分判定		釘の浮き	開口部隅割れ	(1/45) 隅角部ひび割れ拡大 一部浮き	—	(~1/20) 開口部割れ上下に通る (1/20超) 上下に通る割れ複数
		開口部隅 目地のすれ	目地ずれ拡大	(1/45) 開口部隅 シーリング切れ	—	(~1/20), (1/20超) シーリング切れ拡大 止水材の露出
		—	—	(1/45) 筋交いはらみ	—	(~1/20) 筋交い座屈 (1/20超) 筋交い複数座屈, 柱折損
層間変位追従性能試験	静的	—	(1/61) 微小 目地ずれ	(1/43) 開口隅角部 ひび割れ多数 開口脇で角の圧壊 シーリングさらに伸び	(1/33) 圧壊部分の剥落 ひび割れ増加 目地切れ増加 面外浮き上がり による釘のめり込み	(1/13) 目地完全に破断 釘の浮き複数 目地大きい隙間 (筋交い、柱の折損)
	動的	—	目地ずれ1.1mm 開口隅角部 ひび割れ0.8mm 面外浮き上がり2mm	角のはがれ残留 面外浮き上がり2mm 釘の浮き	目地切れ顕著 釘の浮き20mm	—

の対応を表-6に示す。

1/120radには損傷が確認できなかったが、1/60radには目地ずれおよび開口の隅角部にひび割れが確認でき被災度区分判定とも整合した。また1/45radには、開口部隅のひび割れ拡大および面外の浮き上がりが対応した。1/20超の大変形時には筋交いの座屈やシーリングの完全破断が対応関係にあった。以上から、本研究で検出された損傷を用いることで、経験最大層間変形角1/60radおよび1/45radを推定可能であることを確認した。面外浮き上がりや、釘の浮き、シーリングの切れ等のひび割れではない損傷の検出は今後の課題とする。

6. まとめ

本研究で得られた知見を以下にまとめる。

- 1) 既往の研究^{12), 13)}において、モルタル外装材の剥落被害のデータセット作成に用いられたクロマキー合成をひび割れ被害のデータセットを作成する際に使用することで、モルタル系外装材、窯業系サイディングおよび基礎コンクリートにおけるひび割れの高精度な検出が可能であることを確認した。
- 2) 解像度によりひび割れ検出に影響が大きく出ることが確認され、特に、ひび割れ幅が4pixelを下回ると検出できない傾向にあった。今後、ひび割れ幅を4pixel以上で撮影可能な距離や撮影器具との関係を明らかにすることで、画像診断による判定活動のシステム構築に有用な情報となる。
- 3) 西らの実験¹⁴⁾において、画像による傾斜の測定と変位計による傾斜の測定とで概ね大差のない結果が得られた。大変形時には最大0.007rad程度の誤差が見られたが、概ねの傾斜測定には活用可能であることを確認した。本研究では1構面試験体を用いた検証のみであったが、今後、実物大試験体による検証も行う予定である。
- 4) 被災度区分判定に用いられる経験最大層間変形角 γ_e の推定¹⁶⁾を用いることで、窯業系サイディングの損傷と変位計により計測された層間変形角との対応が適切であることを確認した。今後、実物試験体を用いた実験においても、外観損傷と経験最大層間変形角の推定を行うことで被災度区分判定の高精度化を行うことができる。
- 5) 今後は、実際の被災度判定に活用するため、地震保険損害査定指針¹⁷⁾などの損傷率の算定する指針を参考に検出された損傷の定量化を行い、岡田ら¹⁸⁾によるDamage Indexに対応する画像診断用の被害尺度を設定する予定である。

参考文献

- 1) 内閣府：「首都直下地震避難対策等専門調査会」2006
http://www.bousai.go.jp/kaigirep/chuobou/senmon/shutohinan/3/pdf/shiryou_6.pdf
- 2) 山形県：「平成19年新潟県中越沖地震における被災建築物応急危険度判定について」http://www.pref.yamagata.jp/ou/kendoseibi/180025/taisin/hanteijisseki/h19_haken.html
- 3) 宮城県：「岩手・宮城内陸地震（H20.6.14）の被災建築物応急危険度判定実施結果」<https://www.pref.miyagi.jp/uploaded/attachment/45996.pdf>
- 4) 宮城県：「平成23年東北地方太平洋沖地震における応急危険度判定について」<https://www.pref.miyagi.jp/uploaded/attachment/39739.pdf>
- 5) 宮城県：「平成28年熊本地震における応急危険度判定士の派遣について」https://www.pref.miyagi.jp/sos_hiki/kentaku/28kumamoto-oukyu.html
- 6) 鳥取県：「平成28年鳥取中部地震における被災建築物応急危険度判定の実施結果」<https://www.pref.tottori.lg.jp/261286.htm>
- 7) 国土交通省：「大阪府北部を震源とする地震に係る建築物等の被害状況と今後の取組みについて」2018
<http://www.mlit.go.jp/common/001248321.pdf>
- 8) 札幌市：「平成30年北海道胆振東部地震」に伴う応急危険度判定について<http://www.city.sapporo.jp/toshi/k-shido/oukyu.html>
- 9) 国立研究開発法人建築研究所：「応急危険度判定支援ツール（訓練版）」, App Store, 2013
<https://itunes.apple.com/jp> (2018.12.24 閲覧)
- 10) 青木久, 松岡昌志, 山崎文雄：空撮画像を用いた地震による被害建物の抽出, 写真測量とリモートセンシング, 日本写真測量学会, Vol. 40, No. 4, pp.27-36, 2001
- 11) Karoon Rashedi Nia : Automatic Building Damage Assessment using Deep Learning and Ground-Level Image Data, 2015
- 12) 千田紘之, 高橋典之：人工知能を用いたモルタル系建築外装材の損傷画像診断と危険度判定に関する研究, コンクリート工学年次論文集 Vol.40, No.2, pp.1339-1344, 2018
- 13) 千田紘之, 高橋典之：人工知能を用いた地震被災戸建て住宅の画像診断に関する研究, 日本建築学会大会学術講演梗概集（東北）, C-1, pp.93-94, 2018
- 14) 西嶋汰ら：3層木造住宅の外構面下層切り出し試験体に対する性能検証 第1報, 第2報, 日本建築学会第91回北海道支部研究発表会, 構造VI, pp.164-171, 2018
- 15) 藤生慎ら：大規模地震災害向け遠隔建物被害認定システムの適応可能性の検討—写真アップロードシステムに着目して—, 社会技術研究論文集 Vol.11, pp.12-21, 2014
- 16) 国土交通省国土技術政策総合研究所：震災被災建築物の被災度区分判定基準および復旧技術指針, 2015年改訂版
- 17) 社団法人 日本損害保険協会：地震保険損害査定指針, 2010年版
- 18) 岡田成幸, 高井伸雄：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524号, pp.65-72, 1999.10