

# 論文 RC 部材の地震損傷画像計測のための撮影環境に関する考察

高橋 賢作\*1・高橋 典之\*2・千田 紘之\*3

**要旨** : RC 構造物の損傷量評価において、画像処理技術や人工知能を用いた損傷量評価の研究が進められている。2007 年に損傷量の画像計測を前提とした損傷画像の最適な撮影条件が提案されているが、カメラの解像度の向上や UAV による無人撮影など撮影技術の発達、および深層学習を用いた画像処理技術の発達した現代においては、撮影環境条件をアップデートする必要があると考えられる。そこで本研究では、現行技術に適したカメラ解像度、撮影距離、明るさなどの撮影環境条件を明確にすることを目的に考察を行った。

**キーワード** : 鉄筋コンクリート部材, 撮影環境, ひび割れ, 深層学習

## 1. はじめに

大地震後に RC 造構造物における地震損傷の観測・調査が行われているが、資格を持った判定士が目視によって調査する方法は、長時間を要すること、人手が必要であること、観測者の経験量によって評価が偏ることなどが課題とされている。近年では、判定士の作業量を軽減しながら信頼性のある結果が期待できる点から画像処理技術や人工知能を用いた損傷量評価などの研究<sup>(例えば 1)</sup>が進められている。

2007 年には、鉄道総研によって画像処理に適した損傷画像を撮影するための撮影条件を提案する研究<sup>2)</sup>がとりまとめられている。カメラの解像度、撮影時の距離や明るさなどの基準が細かく設定され、専門的な知識を必要としない人でも損傷量評価に展開できる画像を撮影しやすくなっている。一方で、カメラの解像度の向上や UAV による無人撮影の普及などの技術開発は著しく進んでおり、文献 2) の撮影条件を現在にもそのまま適用することは、必ずしも適切とは限らない。

そこで本研究では、人工知能による RC 部材のひび割れ検出に適した損傷画像の撮影における各種撮影条件の指標化を目的とした考察を行った。

## 2. 現行の建物地震被害調査システム

大地震発生後、二次災害から建物の安全性を評価する応急危険度判定をはじめ、建物の補修性を評価する被災度区分判定、地震保険損害査定や建物被害認定調査など様々な被害調査が行われる(図-1)。これら現行の建物被害調査は、被害の実測と被害の評価を一体化した手順となっているため、損傷量の実測、分析、評価、損傷状態の記録(撮影など)が合わせて実施される。損傷部分の撮影に関して、文献 1) のようにひび割れ画像から損傷量を推定する技術が開発されている一方で、従来手法<sup>3)</sup>では現場の撮影における具体的な指針は記載されておらず、後に画像処理技術などに展開できるような十分な被害状況写真の撮影が行われているとはいえない。本研究で提案する撮影環境条件は、被災度区分判定で調査員が遵守する調査マニュアルに使用するレベルの情報精度を想定し、損傷量算出に貢献する技術開発を目的とした。

表-1 鉄道総研による撮影環境条件(2007年時点)<sup>2)</sup>

項目	留意点
カメラ	有効画素数約 500 万画素以上
画角	0.2mm 未満のひび割れを対象とする場合は 1m×1m 程度
撮影距離	工学ズームにより画角を確保する。一般に 3 倍程度の工学ズーム機能を備えたデジタルカメラを利用する場合は、距離を 10m 以内にすることで条件を満足する。
撮影角度	正面からの角度が 45 度以内を標準
明るさ(照度)	照度は 100 ルクス以上 フラッシュは使用しない

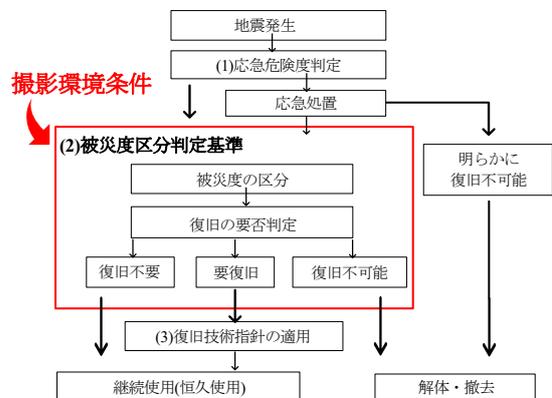


図-1 震災復旧のフロー例<sup>4)</sup>

\*1 東北大学 工学部建築・社会環境工学科 (学生会員)

\*2 東北大学大学院 工学研究科 都市・建築学専攻 准教授 博(工) (正会員)

\*3 東北大学大学院 工学研究科 都市・建築学専攻 博士前期課程 (学生会員)

### 3. RC 部材の損傷量評価における深層学習の活用

#### 3.1 深層学習の概要

近年急速に進んでいるのが深層学習 (Deep Learning) を用いた技術開発である。着目すべき特徴量 (色や形など) を人手で設計する必要がない点や、人間では思いつかない特徴についても機械が認識できる点に優れており、精度の高いパターン認識技術として注目されている。本研究では、画像計測手法として Matlab 2019b による Semantic Segmentation (以下 S-S とする) を適用し、損傷 (ひび割れ) 検出を行うものとする。

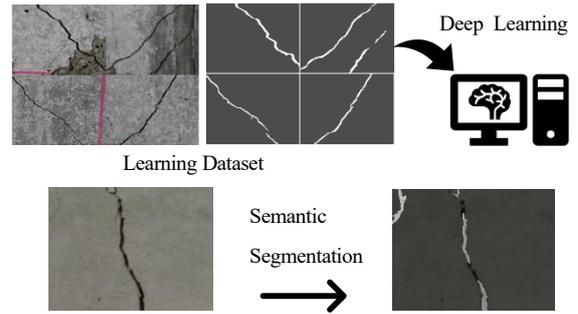


図-2 Semantic Segmentation 概念図

#### 3.2 Semantic Segmentation の概要

S-S は RGB 画像とそのラベリング画像を深層学習させることで、画像内の物体をピクセルレベルで推定することができる技術である (図-2)。目的に適した多くの学習用データセットを必要とするが、画像認識技術の中でも詳細な予測が可能であることから、自動車の自動運転技術、医療における癌の発見技術や建設業界の損傷検出技術などに応用されている。

S-S のうち代表的なネットワークである SegNet は、図-3 のように対称的な 2 つのネットワークによって構成されている。図-3 中左の Encoder ネットワークは、畳み込み層、プーリング層、正規化層が複数重なった構造となっており、画像の局所特徴の学習を繰り返すことで、入力画像を低解像度の特徴マップに変換している。一方、図-3 中右の Decoder ネットワークは、Encoder が逆向きになったネットワークであり、逆プーリング層や転置畳み込み層による処理を繰り返すことで、解像度を元の状態まで復元し、ソフトマックス層で Segmentation の結果を出力している。SegNet のような Encoder-Decoder 構造は、畳み込んだ低解像度の特徴マップを徐々に回復させることで、予想するオブジェクトの境界を鮮明に出力することができる。

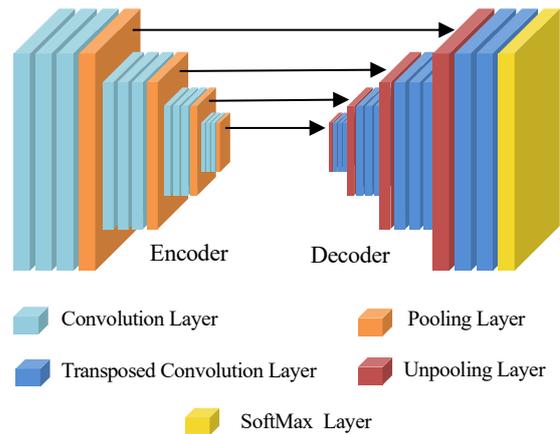


図-3 SegNet 概念図<sup>5)</sup>

本研究では S-S に SegNet を利用し、図-4 に示す RC 壁部材の損傷画像を 100 枚用意し、学習データセットとした。また、既往の研究<sup>6)</sup>を参考に、Visual Geometry Group (vgg16) という 100 万枚を超える大規模な事前学習済みデータセットから転移学習し、学習データセットの増強を行った。この時、学習のパラメータは、レイヤーを 91 層、初期学習率を 0.01、学習回数を 1000 回とした。

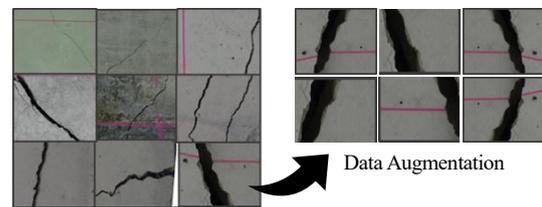


図-4 学習データセット例

#### 3.3 Semantic Segmentation の検出精度

S-S による検出は、一般に Intersection over Union (以下 IoU) という指標によって評価される。IoU は式(1)で定義され、対象とする領域の部分をどの程度正確に検出できているかを、0~1.0 の値で表したものである。

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



図-5 検出結果と IoU

ここに TP : 正確に検出できたピクセル数, FP : 誤検出したピクセル数, FN : 検出漏れしたピクセル数である。

IoU は検出の正確さを総合的に評価できる一方で、図-5 に示すひび割れのような小さな領域を対象とした場合、IoU の値に基づいて精度の良し悪しを評価するのが難しくなる。S-S によるひび割れ領域検出は損傷評価を通して被災度判定の基本情報となり得ることを想定した技術なので、損傷量を危険側に (実際より少なく) 評価する検出漏れは絶対に避けるべきであるが、誤検出は少

ないほうが望ましいものの損傷量を安全側に（見落としなく多めに）評価することからある程度許容できる問題と考えられる。そこで本研究では、検出精度を表す指標として検出漏れのみ依存する Recall（式(2)）を用いることとした。図-6 にひび割れ領域検出事例を Recall と併せて示すが、Recall の 10%以内は許容できる範囲と考えられたため、本研究では S-S において Recall が 0.9 以上であるとき高精度な検出であると設定し、その際の損傷画像の諸条件について検討を行った。以降、Recall 値を精度として扱う。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

#### 4. ひび割れ検出に適した画像の傾向

撮影環境条件の検討を行うにあたり、検出精度に影響を及ぼすパラメータについて決定する必要がある。そのため本節では、撮影環境条件の算出の前段階として、S-S でのひび割れ検出精度が高い損傷画像の傾向について記す。

##### 4.1 面積率についての検討

高精度で検出が可能となる場合の画角に占めるひび割れ領域の割合（面積率）の最適範囲について検証した。これは図-7 のように、ひび割れが極端に大きく写る画像や極端に小さく写る画像は学習データとして機械に与えておらず、検出精度が低いと予想されるためである。面積率は画像内におけるひび割れ部分のピクセル数と、画像全体のピクセル数の比率（式(3)）によって算出し、検証用のテスト画像には撮影した RC 試験体の損傷画像を分割し、様々なひび割れを含む 100 枚の画像を用いた（図-8）。

$$面積率 = \frac{ひび割れ領域のピクセル数[pixel]}{画像全体のピクセル数[pixel]} \quad (3)$$

図-9 に 300pixel×400pixel のテストデータを用いた際の、精度-面積率関係を示す。図-9 からひび割れの面積率が大きい画像は検出精度が高く、面積率が小さくなるにつれて精度が低下していく傾向が見られ、画像の切り出しサイズを 600pixel×800pixel、900pixel×1200pixel と拡大しても同様の傾向が見られた。100 のテストデータのうち 1~2%のエラーデータは許容できるものと考え、面積率 0.25 以上のときに検出精度が良好になる傾向がある。これより、撮影時にはひび割れが大きく写るようになる必要があることから、損傷画像の撮影において画角や撮影距離が重要なパラメータであると言える。

##### 4.2 輝度差率についての検討

図-9 の精度-面積率関係を見ると、面積率 0.25 以上

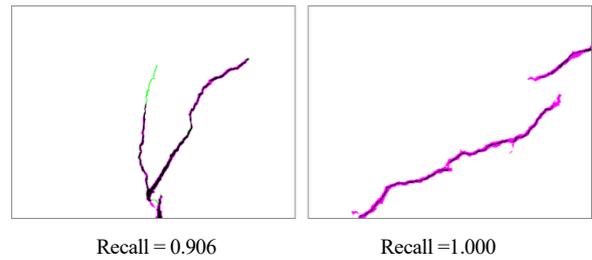


図-6 Recall 10%差の比較



図-7 検出精度が低いと予想される画像

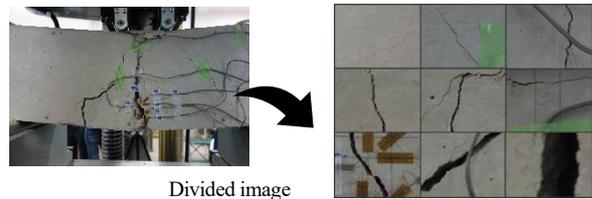


図-8 テスト用データセット例

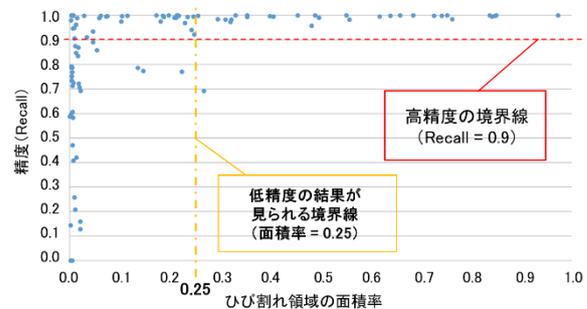


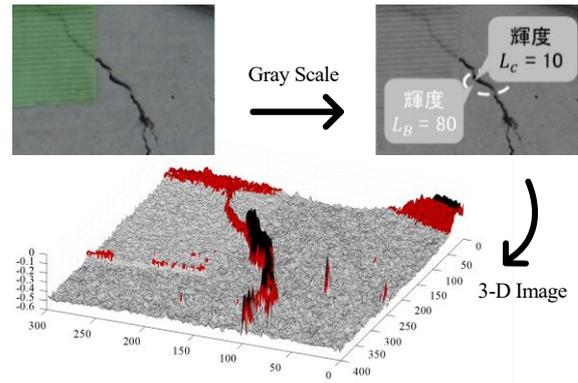
図-9 精度-面積率関係



図-10 面積率 0.25 以下の画像の比較

のとき検出精度が高い一方で、面積率 0.25 未満の画像は必ずしも検出精度が低いわけではなく、ばらつきが見られた。そのため、面積率の小さな画像に着目してそれぞれの検出精度を比較すると、色の濃さ（輝度）がひび割

れと背景（コンクリート部分）とではっきり分かれている画像是検出精度が高い傾向が見られた（図-10）。輝度とは RGB 画像をグレースケールに変換することで求められる 0~255 までの値であり、0 に近いほど黒色、255 に近いほど白色を表している。図-10 の傾向から、検出精度には輝度差が影響していると考えられるため、ひび割れと背景との輝度差を 255（最大値）で除したものを輝度差率と設定し、高精度で検出が可能となる場合の輝度差率の最適範囲について検証した。検討事例を図-11 に示す。前節で用いた 100 枚のテスト画像をグレースケールに変換した後、ひび割れの最も黒い部分およびその近傍のコンクリート部分を対象として輝度を測定し、画像の輝度差率を算出した。また、図-11 中の 3-D 画像は画像内の輝度値を三次元化したものであり、グラフが突出しているほどひび割れが鮮明であることを表しており、輝度差を直感的に確認する目的で検討に利用した。



$$\text{輝度差率} = \frac{\text{背景の輝度} - \text{ひび割れの輝度}}{\text{輝度の最大値}} = \frac{L_c - L_b}{255}$$

図-11 輝度差率の検討

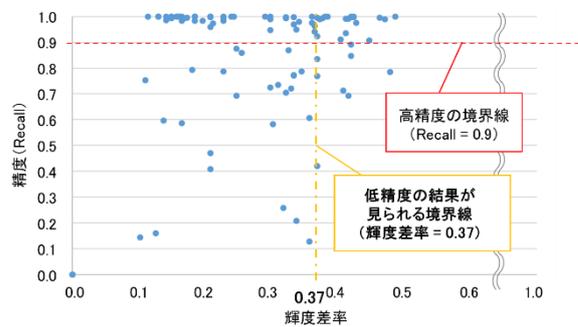


図-12 精度-輝度差率関係

図-12 に精度-輝度差率の関係を示す。これより、ひび割れの輝度差率が大きい画像是概ね検出精度が高く、輝度差率 0.37 を境界に検出精度が良好になる傾向がある。一方、輝度差率 0.37 を下回る画像是必ずしも検出精度が低いわけではなく、高精度な検出結果も見られた。これは、図-13 のような面積率の非常に大きい画像是解像度の問題でぼやけてしまうことが多く、コンクリート部分の輝度が小さくなり（暗くなり）、輝度差が小さいにも関わらず検出精度が高くなったと考えられる。



図-13 輝度差は小さいが検出精度の大きい画像

以上より輝度差と検出精度に相関関係が確認され、損傷画像の撮影においてひび割れ部分の明るさ（照度）が重要なパラメータであると言える。

## 5. 適切な画像計測のための撮影環境条件の抽出

### 5.1 検討方法

ひび割れ検出に適した撮影環境条件抽出フローを図-14 に示す。図-15 に示す RC 梁試験体の 4 点曲げ試験を実施し、破壊試験体の撮影環境を変更しながら損傷部分の撮影を繰り返した。その後、得られた損傷画像にそれぞれ S-S を行い、Recall 0.9 以上で検出できた画像をもとに適切な撮影条件を検討した。ここで、撮影環境について、鉄道総研による撮影環境条件では 5 つの基準が設定されていたが、本研究では 4 章の結果をもとに解像度、撮影距離、照度の 3 つのパラメータに限定した検討を行った。画角については検討を行わなかったが、画角と撮影距離はいずれも被写体を写す大きさに関する従属パラメータとなるため、被害調査を行うことを想定した場合に調整のしやすい撮影距離のみ検討を行うこととした。また撮影角度についても、UAV 等を用いれば、極めて特殊な撮影状況を除き、角度をつけて撮影を行う必要がないことから、正対（撮影角度 0°）を基準とした。

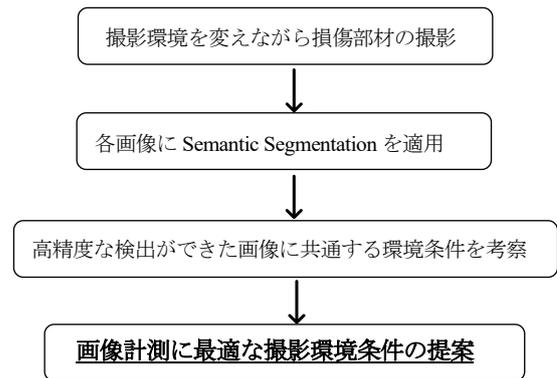


図-14 撮影環境条件の抽出フロー

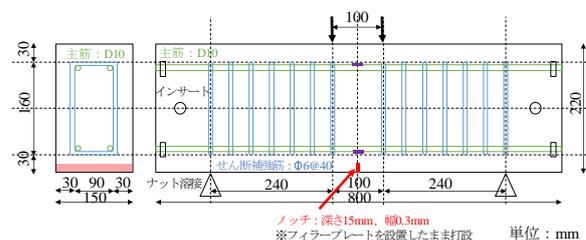


図-15 検討対象とした RC 梁損傷試験体の概要

## 5.2 検討パラメータごとの撮影計画

### (a) 撮影条件

図-16 に検討対象試験体を撮影した状況を示す。撮影には、有効画素数約 5060 万画素（デジタルデータ上は 8688pixel×5792pixel）を有する高解像度カメラを使用した。このカメラには写真の明度を自動で最適化するレンズの周辺光量補正が搭載されていたが、純粋な部材の状態を撮影するため補正は行わずに撮影を行った。また、解像度を上げるために画像を歪曲させるレンズの収差機能も備わっていたため、キャリブレーションを行うことで補正した。なお、RC 部材にクラックスケールを取り付けた画像を撮影し、撮影空間分解能を算出することで、ひび割れ幅などを画像計測できるようにした。



図-16 撮影状況



図-17 照度計



図-18 距離計

### (b) 照度

カメラ後方に撮影用白色蛍光灯の照明を設置した。照明は光束 1800lm、色温度 6500K のものを使用し、照明を前後に移動させることで照度の調整を行った。この際、図-17 に示す照度計を用いて照度を計測しながら、JIS 照度基準<sup>7)</sup>に基づき被災度区分判定基準<sup>4)</sup>で被害調査対象となりうる RC 構造物(学校)の基準である 75lx, 100lx, 200lx, 300lx, 500lx, 750lx, 1000lx, 1500lx の 8 段階で照度を調整した。ただし、照度は撮影環境内で可能な限りの大きさまでとした。また、純粋な照度を計測するために、屋外光および（撮影用照明以外の）環境光は遮断した状態で撮影を行った。

500mm	75lx, 100lx, 200lx, 300lx, 500lx, 750lx, 1000lx, 1500lx		
1000mm	75lx, 100lx, 200lx, 300lx, 500lx	1500mm	
2000mm	75lx, 100lx, 200lx, 300lx	2500mm	
		75lx, 100lx, 200lx	
			小計24通り
			+
汎用デジタルカメラ(2000万画素)	75lx, 100lx, 200lx, 300lx, 500lx, 750lx, 1000lx, 1500lx		
スマートフォン(1200万画素)	75lx, 100lx, 200lx, 300lx, 500lx, 750lx, 1000lx, 1500lx		
			総計40通り

図-19 検証パラメータ

### (c) 撮影距離

撮影距離は、図-18 に示すレーザー距離計を用いて部材とカメラとの距離を測定しながら制御を行った。被災度区分判定基準<sup>4)</sup>で被害調査対象となりうる学校建物の廊下幅を想定して、500mm, 1000mm, 1500mm, 2000mm, 2500mm の 5 段階で撮影距離の調整を行った。

### (d) 解像度

本研究で用いたデジタルカメラは現時点では高価な高性能カメラにあたるものであり、実被害調査で必ずしも共通機材として使用できるとは限らない。そこで、より安価な汎用デジタルカメラ（約 2000 万画素）やスマートフォン（約 1200 万画素）の解像度とした場合に検出結果に表れる影響を検証した。具体的には、撮影距離 500mm で撮影した画像 8 枚を対象に、汎用デジタルカメラやスマートフォン相当の解像度に原画像を落とすことで検証を行った。以上の検証パラメータについてまとめたものを図-19 に示す。

## 5.3 検討結果

前節で求めた撮影空間分解能（1pixel あたりの長さ（mm））からひび割れ幅を算出し、被災度区分判定基準<sup>4)</sup>に基づき、損傷度 I（ひび割れ幅 0.2mm 程度以下）、損傷度 II（ひび割れ幅 0.2mm~1.0mm 程度）、損傷度 III（ひび割れ幅 1.0mm~2.0mm 程度）の 3 つのひび割れ（図-20）を対象に S-S を行った。この時、原画像が機械で処理できる容量を上回っていたため、損傷画像を 1800pixel×2400pixel に分割して解析を行った。

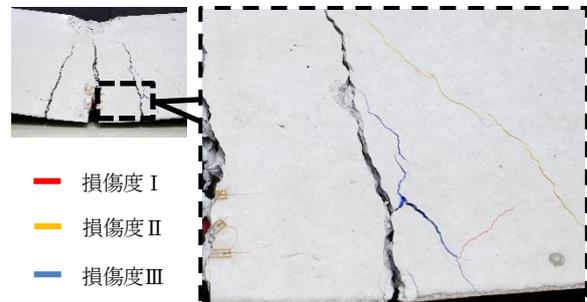


図-20 対象とするひび割れ

検出結果を図-21、図-22、図-23 に示す。各図中の×印は高精度であるが無効な検出（ひび割れを正しく認識していない検出）を表している。図-21、図-22、図-23 より、照度が大きくなるにつれ無効な検出が無くなり、検出精度が向上していく傾向が見られた。また、撮影距離についても、一部無効な検出が見られたものの、短くなるにつれ良好な検出結果が見られた。具体的な撮影環境について、損傷度 I のひび割れに対しては、1000mm 以内、500lx 以上、損傷度 II のひび割れに対しては、1500mm 以内、200lx 以上、損傷度 III のひび割れは、

ひび割れ幅 1.0mm~2.0mm 程度）の 3 つのひび割れ（図-20）を対象に S-S を行った。この時、原画像が機械で処理できる容量を上回っていたため、損傷画像を 1800pixel×2400pixel に分割して解析を行った。

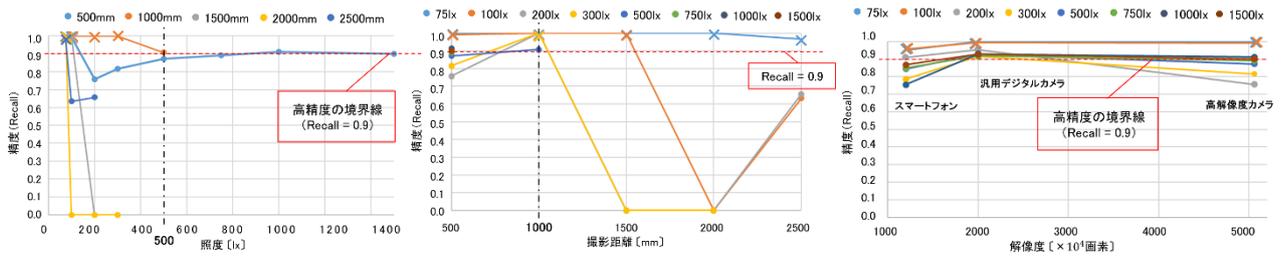


図-21 損傷度Ⅰ検出結果 (左から照度, 撮影距離, 解像度)

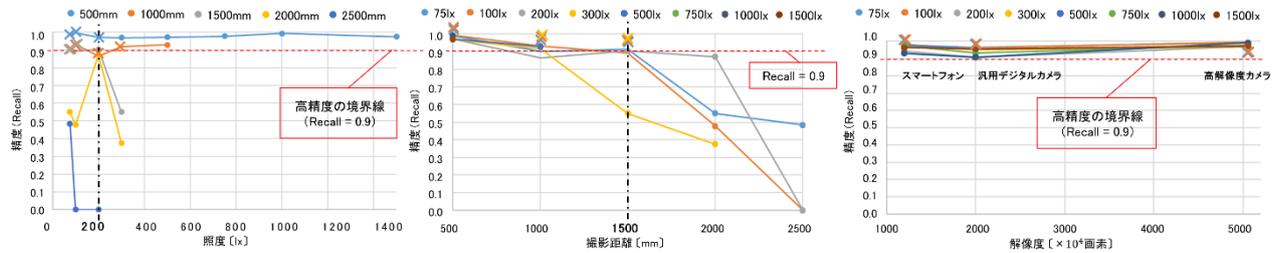


図-22 損傷度Ⅱ検出結果 (左から照度, 撮影距離, 解像度)

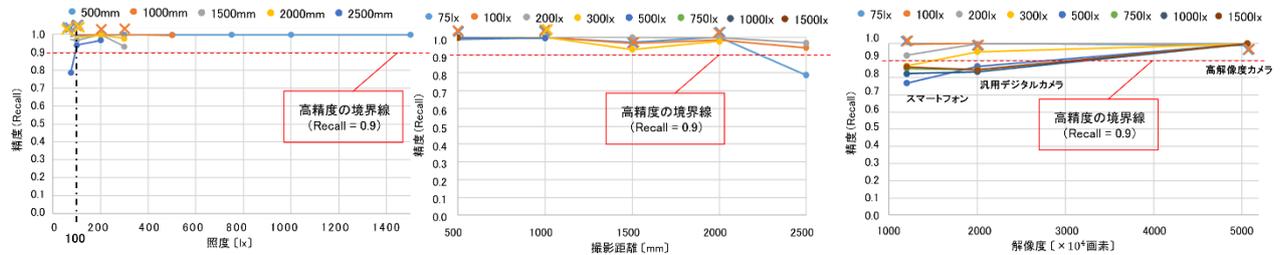


図-23 損傷度Ⅲ検出結果 (左から照度, 撮影距離, 解像度)

100lx 以上が最適な環境であると考えられる。損傷度Ⅲのひび割れについては、撮影距離 2500mm でも高精度に検出が可能であった点から、さらなる検討が必要であり今後の課題とする。また解像度に関して、損傷度Ⅱ、Ⅲのひび割れでは、スマートフォン程度の解像度 (1200 万画素程度) でも十分な検出が可能であったが、解像度が高くなると検出精度が向上する傾向が見られた。一方、損傷度Ⅰのひび割れでは、汎用デジタルカメラ相当の解像度 (2000 万画素程度) の画像が、原画像解像度 (5060 万画素程度) よりも良い検出結果となった。これは、3 種類の解像度の画像について、ラベリング行程でヒューマンエラーが生じてしまった可能性が考えられる。今回は画像処理で低解像度画像を再現したが、実際に汎用デジタルカメラやスマートフォンを用いて撮影した場合、より正確な結果となる可能性も考えられる。今後検証を行っていく予定である。

## 6. まとめ

本研究で得られた知見を以下にまとめる。

- 1) 照度を変更して損傷部材を撮影した結果、損傷度Ⅰのひび割れに対しては、1000mm 以内、500lx 以上、

損傷度Ⅱのひび割れに対しては、1500mm 以内、200lx 以上、損傷度Ⅲのひび割れは、100lx 以上が最適な環境であった。

- 2) 解像度を変更した結果、スマートフォン相当の解像度 (1200 万画素程度) でも十分な検出が可能であったが、解像度が高くなるにつれて検出精度は向上していった。

## 参考文献

- 1) F. Panella, J. Boehm, Y. Loo, A. Kaushik, and D. Gonzalez: Deep learning and Image Processing for Automated Crack Detection and Defect Measurement in Underground Structures, Int. Arch. Photogram. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XLII-2, pp.829-835, 2018
- 2) 国土交通省鉄道局, 鉄道総合技術研究所: 鉄道構造物等維持管理標準・同解説 (構造物編) コンクリート構造物 (付属資料 5-2 デジタルカメラによるひび割れ解析), 2007.1
- 3) 内閣府: 「災害に係る住家被害認定業務 実施体制の手引き 第4章被害認定調査の実施」, 2018.3
- 4) 日本建築防災協会: 震災建築物の被災度区分判定基準および復旧技術指針, 2015
- 5) 原田達也: 画像認識, 講談社, 2017.5
- 6) 千田紘之, 高橋典之: 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, コンクリート工学年次論文集, Vol.41, No.2, pp.1315-1320, 2019
- 7) 日本工業規格: JIS Z9110, 2011