

AIによる免震基礎コンクリートの 空隙自動検出手法 Automatic Detection of Air Bubbles with Artificial Intelligence

中林 拓馬 Takuma Nakabayashi
 和田 后司 Koji Wada
 (本社建築本部特殊工法部)
 内海 良和 Yoshikazu Utsumi
 (本社建築本部特殊工法部)

1. はじめに

近年、建物の特定層に積層ゴムなどの免震装置を取り付けることで地震の揺れを建物に伝わりにくくする免震構造のニーズが高まっている。免震装置は Fig.1 に示すように、ベースプレートと呼ばれる上下に設置した鋼板を介して上部構造体および免震基礎と接合している。施工においては、ベースプレートと構造体を一体化させるため Fig.2 のようにベースプレートを設置した状態でコンクリートを打ち込む必要がある。このとき、下部側の免震基礎については、ベースプレート下部のコンクリートに空隙ができないよう施工する必要があるが、個々の免震基礎についてベースプレートを取り除いて充填状況を確認することはできない。そのため、実際の工事に先立って実物大の施工試験を実施し、設計者が定めた充填率目標を満足しているかを確認することで予定している施工計画に不備がないことを確認している。

この施工試験では、試験体からベースプレートを取り除き、下部のコンクリート表層部の空隙率を算出する。ここで空隙率が所定の値未満¹⁾であれば施工計画の妥当性が確認され、実施工の着手が認められる。なお、一例として文献1では空隙率は全体で10%以下と記載されているが、これは設計により異なり、より高い充填率が必要とされる場合もある。本報では、画像認識技術と人工知能技術とを組み合わせることで開発した空隙率算出を自動化する手法の概要と精度・効果を紹介する。

2. 空隙率の算出

従来の空隙率算出作業の手順は次のとおりである。

- ① 試験対象面にグリッドを墨出しする (Photo 1)
- ② マーカー等により空隙箇所を手作業で着色する
- ③ グリッドごとに写真を撮影する
- ④ 画像処理ソフトで切出・台形補正・リサイズする
- ⑤ 同ソフトで算出対象外領域を所定の色で着色する (Fig. 3 右に示すとおり、ボルトは青色、ベースプレート下部領域外は緑色などの特定色で着色)
- ⑥ 同ソフトで手順②の着色箇所を抽出・修正を行なったうえで所定寸法未満の箇所を除外する (Fig. 3 右に示すとおり、所定寸法以上の空隙箇所は赤色、未満は黒色で着色)
- ⑦ 手順④～⑥の処理をグリッドごとに行い、試験体全

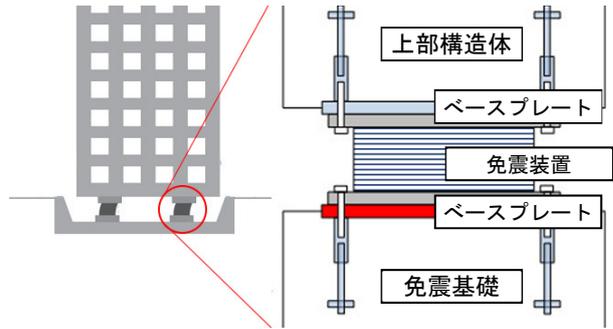


Fig. 1 免震基礎断面図
Cross Section of Base-Isolated Foundation

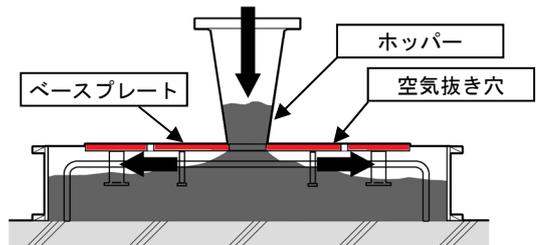


Fig. 2 ベースプレート下部へのコンクリート打設方法
How to Cast Concrete underneath a Baseplate



Photo 1 試験体とグリッド
Concrete Specimen, and Marking Work

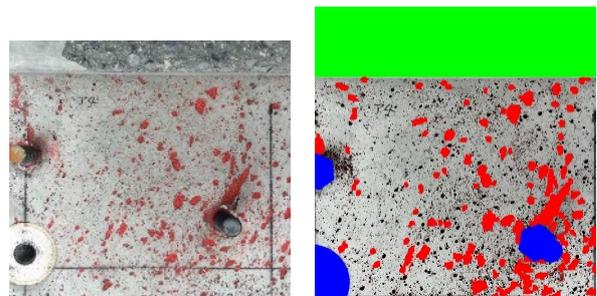


Fig. 3 解析用写真例(左), 着色例(右)
Picture for Analyze (Left), Coloring Sample (Right)

体に占める空隙箇所の面積率を算出する。

手順⑥での画像処理ソフトによる空隙箇所の自動抽出が正確に行われるように、手順②では正確に着色作業を行い、手順③では可能な限り影の写り込みを少なくしながら表層部に正対して撮影する、など多くの点に留意する必要がある。それでも正対して撮影することは難しいため、手順④の台形補正で、画像処理によって真正面から正対して撮影した形に変換する。手順⑤の算出対象外領域とはベースプレート下部以外の領域のことを指しているが、このほかボルトや圧入口に関しても面積率の算出からは除外するため、それぞれの領域に青色や緑色などの特定色で着色している。これにより面積率を算出する際に、自動的にこの対象外領域を考慮した正確な面積率を算出することができる。同様に、手順⑥では、手順②にて試験体に直接着色した箇所を画像処理ソフトで自動抽出・再着色し、誤りがあれば適宜修正を加える。この際、所定の寸法に達していない空隙箇所は黒色に着色し除外する。全てのグリッドに対し上記の処理を行ったうえで、最後に所定寸法以上の空隙箇所を示す赤色のピクセル数の合計をもとに全体の空隙箇所の面積率を算出し、試験の可否を得る。

従来手法では、手順②の試験体の空隙箇所への着色作業から、その後の写真撮影、台形補正など多くの作業を手動で行わなければならない、熟練した測定者でなければ試験を円滑に進めることが難しい。加えて、処理すべき写真の枚数は試験体1体につき25~100枚程度に上る。さらに、基礎の形状タイプが複数ある場合、それぞれについて実物大試験を実施する必要がある、可否を得るまで非常に多くの作業を要している。その結果として、従来手法では型枠脱型後から本試験の結果を得るまでに7~8日程度の時間を要していた。

3. AIによる空隙自動検出手法の概要

3.1 本手法のねらい

本手法では、空隙率算出作業の大幅な工数削減を目的に、2つの技術を用いて従来手法の自動化を試みた。まず、台形補正や切出等の事前処理と空隙検出後の最大径・面積算出の自動化にはテンプレートマッチングや輪郭抽出等の画像処理技術を用いた。また、空隙箇所の検出・着色を自動化するために人工知能技術を利用した。

3.2 画像処理技術による事前処理の自動化

従来手法では、写真から面積を算出できるようにするための事前処理である切出・台形補正・リサイズ処理を行っていた。これらの処理は画像処理ソフトを用いて全て手作業で行っていたため、熟練した測定者でも約半日から1日程度の作業時間を要していた。

事前処理を自動化するには、まず、グリッドを自動で認識する必要がある。これには、入力した特定パターン

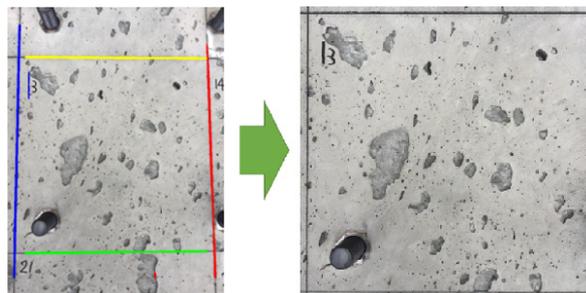


Fig. 4 墨出し認識, 台形補正例
Marking Recognition, and Frontalization



Fig. 5 学習用データ例(左:着色前, 右:着色後)
Sample of Training Data for CNN

を画像内から高精度に検出できる技術である、テンプレートマッチングを利用した。その結果、Fig. 4 左側の図内に四色のラインで示したように、墨出しされたグリッド線を認識することができた。

次に、この認識結果を利用し、画像処理技術によりグリッド内領域が正方形になるよう台形補正を行なった後、切出し、所定の大きさへのリサイズを行う。このように全ての事前処理を自動化できる (Fig. 4 右側)。

3.3 人工知能技術による空隙検出の自動化

本手法では空隙箇所の自動検出処理にディープラーニングを採用した。本処理は画像内の空隙箇所をピクセル単位で検出することが目的である。この処理はセマンティックセグメンテーションと呼ばれ、自動運転関連の研究などでも路上の白線や前後の車両などを検出するために同処理が用いられている。ディープラーニングはこのような多様な環境下での検出処理に頑健であることが知られている。一方で、従来型の画像解析技術は前提として光環境の影響を非常に受けやすく、且つ今回の検出対象の空隙箇所のように、形状をパターン化しきれない対象では性能を発揮しきれないという課題があった。そのため、本手法では画像認識分野で特に性能を発揮している深層畳み込みニューラルネットワーク (以下, CNN) をベースにネットワークを構築した。

CNNは一般的なディープラーニング技術と同様、学習用データを一定数以上用意する必要があり、学習処理を繰り返すことで精度が得られる。本手法で用いる学習用データ例を Fig. 5 に示す。本試験では例えば5mm以上の

空隙のみを対象とするなど寸法を考慮する必要があるが、これは従来から利用されている画像解析技術の方が適していると考えた。そのため、空隙の最大径に関わらず全ての空隙箇所を赤色で着色した画像と着色前画像を対にした学習データを用意し、CNNでは寸法を考慮せず全ての空隙箇所を検出した。なお、Fig. 5内の緑・青色領域は先述の算出対象外領域である。

また、従来手法では後処理で空隙箇所の自動検出ができるように写真撮影前に試験体の空隙箇所を直接着色していたが、CNNを用いる今回の処理では、Fig. 5のとおり未着色の画像から空隙箇所を検出できるように学習を行ったため、この着色作業は不要である。

3.4. 空隙検出のための学習処理

CNNでは一定数以上の学習用データによる学習処理が必要となる。今回の用途に対して十分な精度を得るために必要となる学習用データの枚数は、試行錯誤により探る必要がある。そのため、まず過去4現場分のデータを用いて学習処理を行った。データの内訳をTable 1の工事ID1~4に示す。ここに記載のとおり、現場ごとにそれぞれ表層や撮影時の光環境などは異なる。

学習処理では、精度評価用のデータとして工事ID1~4それぞれから無作為に4枚ずつ、計16枚の評価用データを取り分けた後、残りの436枚の写真を学習用データとした。学習用データから1工事分だけ利用するケース、各工事から10枚ずつ利用するケース、Fig. 5のように算出対象外領域を含むデータを除いたケースなど、計10種類以上のデータセットを用意して精度検証を行なった。

上記のデータセットを用いた検証では、データ量が増える毎に精度が向上していく関係が見られた。結果として、最も高い精度が得られたのは今回用意した全ての学習用データ計436枚を利用した場合で、Precision(空隙と検出した箇所の正答率)は88.53%、Recall(実際に空隙であった箇所の検出割合)は89.54%、Intersection over Union(正答データと検出結果の共通範囲の割合)は80.01%であった。本検証では学習用データと同一日時に同一試験体の異なる箇所を撮影した検証用データを用いている。検証結果から光環境などが同一の環境下においては一定の精度が得られることが確認できた。Fig. 6に本手法で得られる結果の一例を示す。

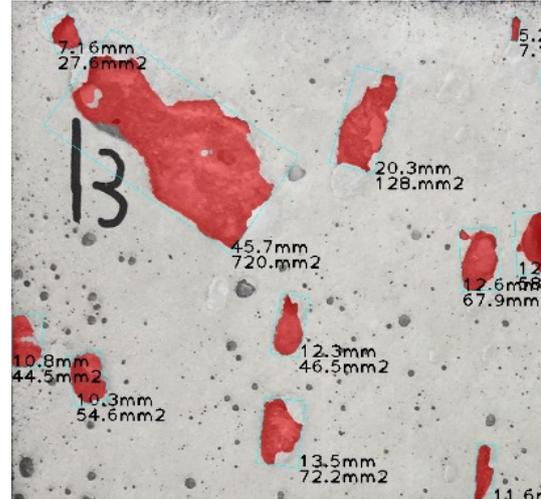


Fig. 6 本手法により得られた結果
Result of Prototype System

4. 空隙自動検出手法の精度と効果

4.1. 某工事における適用事例

RC造地上12階建ての集合住宅物件を対象に、前節で最も高い精度が得られた学習済みモデルの適用実験を行なった。本実験は次の2つを検証の目的とした。まず精度に関して、過去の試験データで学習したCNNが新たな試験で取得した未知のデータに対して性能を発揮できるかの検証である。もう一つが、本手法が試験結果の算出の効率化に寄与できているかについての検証である。これらの検証のため、従来の方法に精通した測定者が従来の方法にて試験を実施したのち、再度本手法を用いて同様の試験を同一の測定者が実施する形をとることでそれぞれの作業時間を測定することとした。本検証では、Fig. 7左に示すとおり、試験体の表層を縦横8グリッドに分割し計64枚の写真を撮影した。この検証用のデータ内には、ベースプレート取付面下部の外部の算出対象外領域は写り込んでおらず、画像の色合いは「暖」、影の映りこみ「なし」、着色の有無「なし」であった。本検証に利用した試験体の全体写真をFig. 7左に示す。

4.2. 検証結果と考察

まず精度検証結果について述べる。Fig. 7中央に従来

Table 1 精度検証用データ内訳
Breakdown of Data for Accuracy Verification

工事ID	全枚数	算出対象外領域あり	算出対象外領域なし	精度評価用	空隙の大きさ	画像の色合い	影の映りこみ	着色の有無
1	227	93	130	4	大	暖・寒	なし	なし
2	98	20	74	4	小	暖・寒	あり	なし
3	63	8	51	4	中	寒	なし	あり
4	64	32	28	4	中	寒	あり	あり
合計	452	153	283	16				

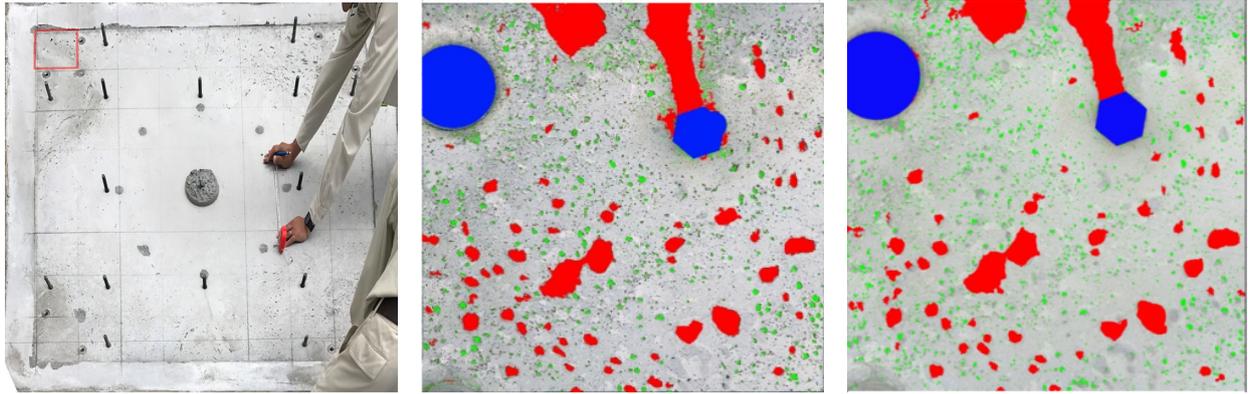


Fig. 7 試験体の全体像(左), 左図内赤枠箇所の従来方法の結果(中央), 本手法の結果を一部修正した例(右)
Whole Image of Specimen (Left), Result of Conventional Method (Center), Prototype System (After Correction) (Right)

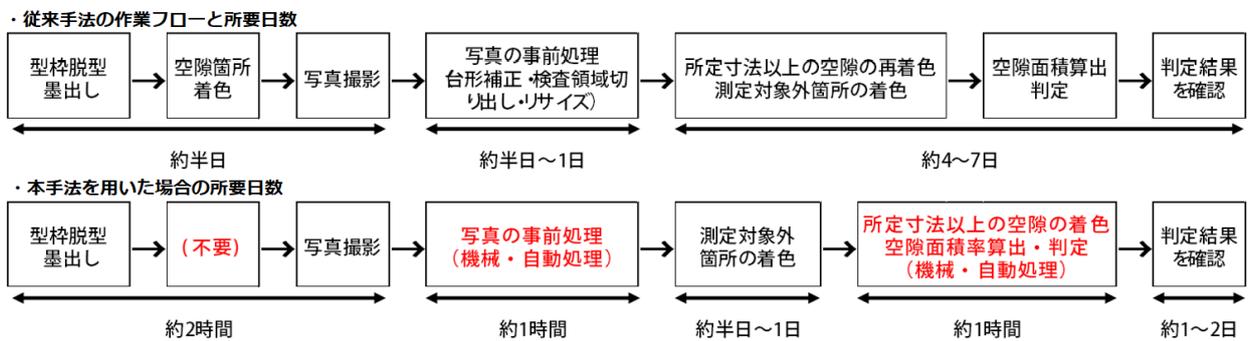


Fig. 8 従来手法と本手法での所要日数の比較
Comparison between Conventional Way and Prototype System

手法で着色した際の結果の一例を示す。測定者が算出した空隙の面積率は全体で 6.19%であった。なお、画像内は赤色が所定の寸法以上の空隙、緑色が所定の寸法未満の空隙、青色がボルトなどの算出対象外領域である。一方、前節で高い精度を示した学習済みモデルを用いて空隙の自動検出を試みたところ、特に大きく内部が明るく写っている空隙を見落とす傾向が確認された。これは、学習用データの中に同様の傾向を持つデータがほぼ見られず、学習データ量・多様性が不足していたことが要因として考えられる。そのため、本検証では特に大きな空隙に限り、見落としがあった場合には手動で着色することとし、その後に空隙率を算出することとした。Fig. 7 右に修正後の画像例を示す。

結果として、本手法を利用した結果を一部修正した場合の空隙面積率は 6.56%となり、手動と比較して 0.37%の差となり、全てを手動で作業した結果と概ね同等の結果を得ることができた。今回修正が必要となった非常に大きな空隙以外に関しては前節の検証時と同等の精度が発揮できており、今後学習を重ねていくことでより多様な大きさの空隙に対応できることが期待できる。

本検証において従来方法と本手法を用いる方法との作業内容・時間の比較を Fig. 8 に示す。本手法を利用することで、従来手法において手動で数時間程度かかっていた試験体の空隙箇所への直接の着色作業を不要に、数日

程度かかっていた台形補正処理以降の切り出し・リサイズなどの事前処理や、空隙箇所の再着色などの作業を全て自動化し得ることを確認できた。CNN の検出に誤りがあった部分については、画像処理ソフトなどを用いて手動で確認・修正する必要があるため、現状ではこの作業に 1～2 日は必要になると想定している。以上から、現状では従来の方から最大で 50%程度の生産性向上が期待できると考えられる。なお、本節の検証においては、修正作業は大きな空隙に限定したものであったため、作業時間は 1～2 時間程度であり、従来手法と比較して大幅な効率化が実現できた結果となった。

5. おわりに

本報では、画像処理・人工知能技術を用いた免震工事の品質確認試験を効率化する手法を紹介した。結果として、精度面では改善の余地がある一方で従来手法では手動で行っていた処理のほとんどを自動化できることを示した。今後は学習用データを拡充し精度向上に努め、早期に標準技術化に向けて取り組む所存である。

- 1) 一般社団法人 日本免震構造協会, JSSI免震構造施工標準2017, p. 84, 2017.8