

トンネル環境における 3D ひび割れマップ作製の実証計測

清水建設（株）技術研究所 正会員 ○林 大輔，南 貴大，吉武 謙二
清水建設（株）北海道支店 正会員 土谷 勝也，増森 裕太郎，青木 浩紀

1. はじめに

コンクリート構造物を施工，維持・管理してゆく中で，ひび割れの点検が必要となる場面は多い．現状，ひび割れ点検は，目視点検での実施を基本としており，大きな構造物が対象の場合には多大な時間を要する．これに対して省力化を目的に，カメラで撮影したデジタル画像から目視点検と同等の結果が得られる画像計測技術も一般的になりつつある．ただし，それらの画像計測の出力のほとんどは 2 次元データである．一方で近年，BIM/CIM による 3D モデルの活用や，現場の施工状況を 3 次元データとして保存する取り組みが近年積極的になされている．点検結果のひび割れ図も 3D データとして作製することで，異なる 3D データと有機的に連携させ，維持管理の効率化に繋がることが期待できる．

以上のことから，コンクリート構造物のひび割れ点検において省力化を目指したうえで，3 次元情報での点検結果「3D ひび割れマップ」を作製する技術開発に取り組んでいる．本報告では，開発技術の検証を目的に行った実際のトンネル環境での 3D ひび割れマップ作製の実証計測について述べる．

2. 対象構造

本実証計測は，札幌地下鉄東豊線さっぽろ駅近郊の 51m 区間（6K464.112～6K517.986 地点）を対象に実施した．今回の検討は，対象構造物に近接して施工する工事により，地下鉄トンネルに変状が生じないことを確認するのが目的であり，後述する計測とは別のタイミ

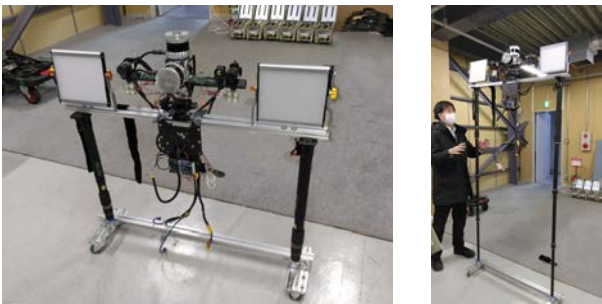


図 - 1 計測に使用した機材

ングで複数回計測を行い，比較を行う計画である．

3. 使用機材

使用した計測機材を図 - 1 示す．使用した機材は，既往の研究で報告しているステレオカメラと LiDAR センサを組み合わせたシステムである．センサを接続したコンピュータにより計測の制御を行い，カメラの画像については 5Hz，LiDAR 点群は 10Hz の間隔で取得した．センサ装置を移動させながら計測したデータを元に，後述の方法によりデータ処理を実施した．

4. データの採取

本計測は，トンネルの両側面，天井面のひび割れを検出することを目的に計測を行った．図 - 2 左に示すように，対象領域をカバーするように，センサ装置の角度，高さを变化させた 14 の測定パスを設定した．計測は，図 - 2 右のように機材を配置し，平坦面を約 0.5m/s の速度で機材を人力で移動させながら行った．表-1 に，各作業に要した時間をまとめる．今回は，カメラ 2 台による計測を実施したが，将来的には測定対象に対して

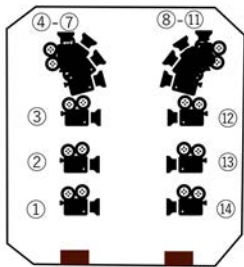


図 - 2 測定パスの設定と計測状況

表 - 1 各作業に要した時間（片側区間）

作業内容	時間
現場データ取得	1.5h
データの整理，補正	0.5h
特徴点の抽出・マッチング	8.0h
Sparse Reconstruction の計算	18.0h
Multi-view Stereo の計算	13.0h
ひび割れの抽出 AI	10.0h
ひび割れの 3D 登録	3.0h

キーワード ひび割れ点検，省力化，3D モデル，SfM，AI

連絡先 〒135-8530 東京都江東区越中島 3-4-17 TEL 03-3820-5504

カメラの台数・方向を適切に配置することで、データ取得の時間を大幅に低減することができる。

5. 3次元モデルの生成

取得したデータから生成した 3D モデルを図-3 に示す。トンネル片側につき約 2000 枚の画像を使用して生成した。画像は、一定間隔で撮影した画像からラップ率を考慮して選定した画像を入力とした。3D モデル生成の流れの詳細は文献⁹⁾に依るが、独自開発のプログラムを使用した。画像のゆがみを補正した後に、画像中の特徴点の比較から対応関係を求める。そして、画像の特徴点の 3 次元座標と撮影したカメラの位置・姿勢を繰返し計算により求める (Sparse Reconstruction プロセスと呼ぶ)。この際、LiDAR 点群を補助的に使用することで精度を高めるアルゴリズムを使用している。最終的に図-3 に示す点群モデルは、Sparse Reconstruction の計算で求めたカメラの視差情報から、Multi-view Stereo という高密度な点群を生成するプロセスにより求めた。

6. AI によるひび割れ検出

3D モデルの入力で使用した画像データに対し、AI によるひび割れ検出を行った。使用した AI モデルは、U-Net というセマンティックセグメンテーションのモデルを採用し、500 枚程度の教師データを使用して学習させたものである。結果の一例を図-4 に示す (図-4(b) の白色領域が検出したクラック部)。画像中央のクラックを検出することに成功しているが、AI モデルの学習が十分でないこともあり、型枠の目地部分もひび割れとして誤認識している。今後も継続して精度向上の学習を実施していく計画である。

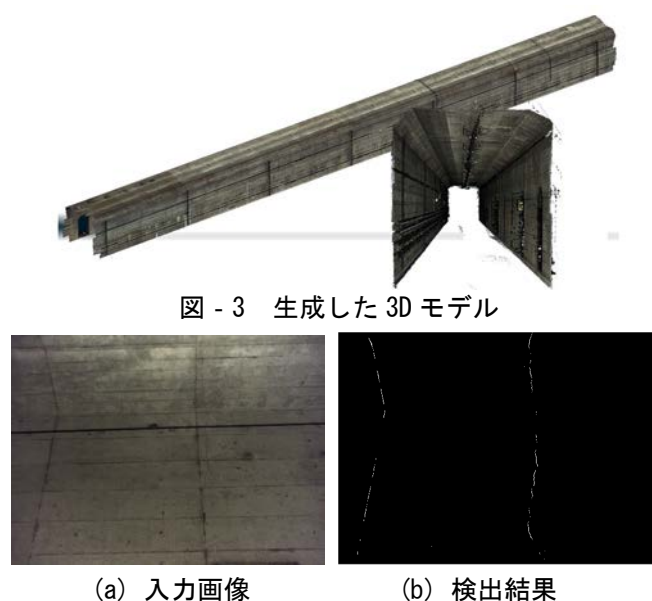


図-4 ひび割れ検出結果の一例

7. 3D ひび割れマップの生成

検出したひび割れと 3D モデルを組み合わせた 3D ひび割れマップを図-5 に示す。検出したひび割れは白色の点群でモデル上に表示している。ひび割れの 3D モデルの登録は、Sparse Reconstruction で計算したカメラの位置・姿勢情報を元に、AI で検出したひび割れ領域を 3D モデル上に投影することで行った。本報告では、ひび割れ幅の評価は行っていないが、計算で得られたカメラと構造物の距離関係からひび割れ幅を推定することができる。今後、目視点検で取得したひび割れと比較して精度検証を実施する計画である。

表-1 に各ステップに要した時間を示す。多量のデータを処理する都合で計算時間を要しているが、データの整理以降の作業についてはコンピュータによる自動処理で実施した。51m のトンネル点検に対して、点検員による作業は実質 2 時間程度であり、作業の省力化が期待できる結果となった。

8. まとめ

本実証計測で得られた結論を以下にまとめる。

- ・ 計測データから生成した 3D モデルと、AI によるひび割れ検出結果を組み合わせ、3 次元ひび割れマップを作製した。
- ・ 計測結果から、コンピュータによる計算時間は必要になるものの、今回の検討では点検員の作業時間は 2 時間程度となった。今後の計測システムの高度により、大幅な省力化が期待できる。

謝辞

本検討は札幌市交通局のご協力のもと実施いたしました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 林大輔ほか：ステレオカメラと LiDAR を用いた Structure-from-Motion による構造物の形状取得、土木学会第 75 回年次講演会概要集、VI-282, 2020.
- 2) Ronneberger, O., et al.: U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, Int'l Conf. on Medical image computing and computer-assisted intervention, pp.234-241, Springer, 2015.

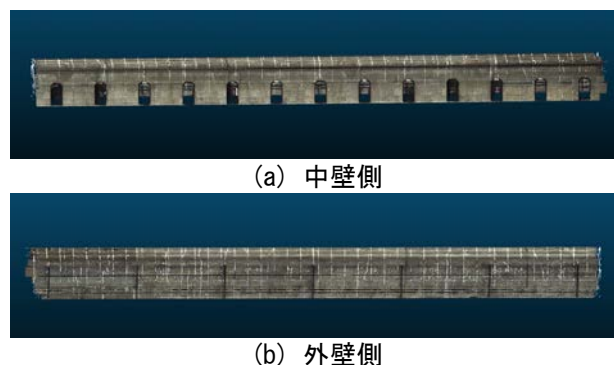


図-5 生成した 3D ひび割れマップ