

# センサーフュージョンを利用した 3次元点群からの錆の検出

板倉 健太<sup>1</sup>・林 拓哉<sup>1</sup>・斎藤 嘉人<sup>2</sup>・全 邦釘<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 非会員 ImVisionLabs 株式会社 (〒113-8485 東京都文京区本郷 7-3-1

東京大学南研究棟アントレプレナーラボ)

E-mail: kentai@imvisionlabs.com

<sup>2</sup> 非会員 新潟大学自然科学系農学部 助教 (〒950-2181 新潟県新潟市西区五十嵐 2 の町 8050 番地)

E-mail: ysaito@agr.niigata-u.ac.jp

<sup>3</sup> 正会員 東京大学大学院工学系研究科総合研究機構 (〒113-8485 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: chun@g.ecc.u-tokyo.ac.jp (Corresponding Author)

本研究では、導水路トンネル内の錆の効率的な点検に向けて、Matterport により取得されたカメラ画像と LiDAR 点群のセンサーフュージョン技術を活用した解析手法を開発した。従来の点群データのみ的手法では、錆の凹凸や形状変化が小さく、検出が困難であることを示した。一方、カメラ画像からは色やテクスチャの違いを利用することで、錆の高精度な検出が可能であり、トンネル内の錆の位置を推定することができた。画像と LiDAR の情報を統合することにより、画像のみからでは推定の難しい錆の位置や面積といった値の計算も可能となった。センサーフュージョンにより画像ピクセル当たりの距離を正確に推定し、平均絶対誤差  $1.3 \times 10^{-3}$  m, MAPE6.7%であった。

**Key Words:** LiDAR, rust, segment anything model (SAM), sensor fusion, tunnel

## 1. はじめに

導水路トンネルは、都市用水の供給や内水排除、水質浄化のための注水など、多岐にわたる重要な役割を担うインフラである。このような役割を十分に果たすためには、適切な維持管理が重要である。しかし近年、導水路トンネルの老朽化が進行し、それに伴い壁面の腐食やその他の劣化が顕在化している。これらの劣化はトンネルの安全性や機能に深刻な影響を及ぼす可能性があり、迅速かつ正確な点検・診断が求められる。

従来の点検は主に調査員による目視や打音検査に依存しており、劣化箇所の種類や規模の判定には熟練した技術者の経験が必要である。しかし、この方法には多大な労力が伴い、また調査員ごとの判定のばらつきや見落としといった課題が存在する。さらに、導水路トンネルでは調査の際に断水が必要であり、その頻度を抑えるために現地での結果確認が制限される場合が多い。このため、効率的な維持管理が求められている。

一方、近年では画像データを活用した劣化検出技術も注目されている。例えば、先行研究<sup>1)</sup>では CCD ラインカメラを用いて導水路トンネルの壁面を連続撮影し、そ

の画像を基に AI を活用して損傷箇所やチョーキング箇所を自動的に検出する方法が提案されている。この手法では、壁面の全体像を高精度で記録し、損傷箇所を識別・分類することで、調査結果を迅速かつ効率的に取得できる。また、劉ら<sup>3)</sup>は、深層学習を利用した方法である DeepLabv3+ を用いて橋梁の腐食損傷の自動検出を試みた。別の分野においても異常や劣化の検知は広く行われている。例えば、農業分野における先行研究では、カラー画像に加え近赤外反射画像を用いた農作物表面の欠陥箇所の検出を行った事例が報告されている<sup>4)</sup>。本先行研究では、パレイショ表面のそうか病発症部位の検出を目的とし、カラー画像および波長 960 nm の近赤外画像の 2 種類の画像を入力としたセマンティックセグメンテーションを行い、従来法に比べ高精度に病害箇所を検出できることが示されている。また、Takemoto ら<sup>5)</sup>は、紫外線励起蛍光画像のテクスチャに基づく画像マッチング手法を用いることで、ラベルフリーでとうがらしを個体識別できる可能性を報告している。このように、画像データの活用は、従来の目視点検では困難であった課題を解決するための有効な手段である。

しかし画像のみの解析には制約も存在する。画像から

得られる情報は、壁面の表面状態や損傷箇所の外観を記録するには有用であるが、対象となる錆の正確な大きさや、その錆がトンネル内のどの位置に存在するかを特定することは困難である。特に、画像データは撮影された視点や距離の影響を受けやすいため、錆や損傷の実寸法を直接把握することが難しい。また、連続した壁面画像を用いて錆の位置座標を求める場合には、撮影位置の正確な記録や画像間の重なりを考慮した複雑な補正処理が必要となり、作業負担が増大する。

近年は、土木構造物の維持管理において3次元モデルの活用が注目されている。寸法の計算といった比較的単純な解析だけでなく、より高度な数値解析技術やモデリングのための点群処理手法も開発が進んでいる<sup>6)</sup>。このように、従来の画像データを用いた方法に加え、LiDAR (Light Detection and Ranging) を活用した計測手法も注目されている。LiDARはレーザー光を用いて非接触で高精度な3次元点群データを取得できる技術であり、狭小な空間やアクセスが困難な箇所でも効率的にデータを収集できるという特徴を持つ。これにより、損傷箇所の正確な位置座標や大きさを把握することが可能である。

土木構造物を点群を利用して解析した先行研究として、関ら<sup>7)</sup>は、橋梁の損傷箇所を効率的に可視化するため、異なる時期の3次元点群データの差分や基準平面との比較に基づいてヒートマップを作成した。辻井ら<sup>8)</sup>は、点群データから直接的に耐荷性能を推定することで、効率的に構造物の耐荷性能を評価する手法について検討した。吉谷ら<sup>9)</sup>は、被災した鋼アーチ橋を対象に、目視調査に加え3次元点群を用いて橋の上部構造の変形量を定量的に評価する方法を検討した。板倉ら<sup>10)</sup>は、Matterport Pro3で計測した橋梁の点群データを用いて、橋梁構造の寸法情報を自動計算する手法を提案している。この研究では、点群データを2次元画像に投影し、画像処理技術を用いて欄干や床版の寸法を推定している。さらに、主成分分析や楕円フィッティングを活用し、床版の幅員や長さを高精度に計算したことが報告されている。

点群データを用いて錆を検出する場合、錆の面積が比較的小さいことが課題となる。また、錆が発生する箇所では凹凸など形状に変化が生じる可能性があるものの、点群データの密度が十分でない場合には、これらの形状変化を正確に捉えることが難しく、結果として錆の検出が困難となる場合がある。

このような課題を解決するために、画像データと点群データを統合して解析するセンサーフュージョン技術が考えられる。地上型レーザースカナを用いた点群とカメラ画像のセンサーフュージョンを通じて人のセグメンテーションを行った例がある<sup>11)</sup>。この研究では、点群のみでは除去が容易ではないノイズを画像の情報と統合的に処理することで分類できることが示されている。また、

同様のセンサーフュージョンの手法を用いて橋梁の寸法情報を計算する方法も報告されている<sup>12)</sup>。ここではSegment Anything Model (SAM)<sup>13)</sup>と呼ばれるアルゴリズムも利用し画像にて橋梁のセグメンテーションを行っている。その他の分野では、自動運転のために、Liuら<sup>14)</sup>は、LiDARとカメラを用いたセンサーフュージョンアルゴリズムを提案した。ここでは、Siameseネットワークを構築して物体検出を行うことで、リアルタイム検出と位置推定の性能向上を図った。

画像データは、導水路トンネルの状態を詳細に記録し、錆などの劣化箇所を検出する上で優れた情報源となる。一方で、点群データは空間的な位置情報や3次元形状の把握に強みを持つ。この情報を活用することで、画像上で検出された錆の大きさや形状を3次元空間内で正確に評価できる可能性がある。そこで、本研究では、LiDARおよび画像データを活用したセンサーフュージョン技術を用いて、導水路トンネル内の錆の検出手法を検証した。

## 2. 実験試料と方法

### (1) 計測データについて

#### a) 対象データと利用したLiDARについて

本研究では日本国内にある導水路トンネルAにて実験を行った。以下、導水路トンネルとする。本導水路トンネルにおける点群計測を実施し、LiDARセンサーとしてMatterport Pro3 (以下、Matterportとする)を使用した。計測は導水路トンネルの上流側と下流側の2か所で行い、取得したデータはE57形式で保存した。上流側では21地点、下流側では19地点から計測を行い、それぞれのファイルサイズは約2.7GBおよび2.5GBである。

Matterportは、短時間で高精度な3次元点群データを取得できる特性を持つ。同時に4096×4096ピクセルのカラー画像も取得可能である。各地点において、導水路トンネル全体をスキャンできるようMatterportを三脚に設置し、適切な配置で計測を行った。計測データには三次元構造を表すXYZ座標に加えて、カラー画像による色情報が含まれており、後続のデータ解析に活用される。Matterportにて利用されるレーザービームの波長は904nmで、視野角は水平360度、垂直295度である。0.5mから100mの範囲の対象を計測可能で、測距精度は10mで±20mmである。また、1秒当たり10万点を取得可能であり、一回のスキャンは20秒未満と比較的短時間で完了する点の特徴である。本体の重量は2.2kgであり、三脚の上にMatterportを設置して計測を行った。本LiDARでは、水平方向では前後左右の4方向、鉛直方向では上下の2方向の画像撮影を行う。取得した点群データはE57形式にてエクスポートし、解析に利用した。E57形式では対象の点群だけでなく、各計測点にて取得した際のス

キャナの位置情報やそこで取得した画像の情報などが格納されている。これらのデータを統合し、解析を行う。LiDARの点群密度は3段階から設定することができ、中間である Medium を選択した。計測はスマートフォンにインストール可能なアプリケーションである Matterport を利用し、スマートフォンにて計測の操作を行った。利用したバージョンは、5.48 である。

## (2) 点群のみを入力とした場合の錆検出に関する基礎検討

センサーフュージョンによる錆検出の有効性を確認するため、まず点群データ単体で錆領域を検出する可能性を検討した。2.1.a)で取得した点群データを用い、以下の法線ベクトルの計算および円柱フィッティングを適用した。法線ベクトルの解析では、点群データから法線ベクトルを計算し、錆が存在する領域の表面特性を調査した。円柱フィッティングにおいては、点群データ内の特定領域に円柱モデルを適用し、錆の影響による表面変動を分析した。

### a) 法線ベクトルを利用した錆の表面特性の抽出

点群全体から錆が含まれている領域を手動で切り出した。切り出した各点の近傍 20 点に注目し、法線ベクトルを計算した。法線ベクトルの計算には Hoppe ら<sup>15)</sup>の手法を使用した。計算した法線ベクトルを向きごとに色分けし、可視化した。

### b) 円柱フィッティングによる錆の影響による表面変動の分析

点群全体から、錆が含まれる円筒状の領域を手動で抜き出した。抜き出した領域に対して、M-estimator Sample Consensus (MSAC)<sup>16)</sup>を使用して、円柱フィッティングを行った。MSACはRANSAC(Random Sample Consensus)<sup>17)</sup>の発展形であり、対象からランダムに点を抽出して円筒モデルを作成するという処理を規定された回数反復するアルゴリズムである。規定回数反復したのち、最もデータに適合している円筒モデルを最終的なモデルとする。本研究では 5000 を規定の反復回数とした。また、円筒モデルとの距離が 0.1 m 以下の点を、その円筒の表面に含まれるとみなしてモデルに適合する点として扱った。これにより、最終的なフィッティング結果が得られた。

## (3) センサーフュージョンの概要について

本研究にて利用するカメラと LiDAR のセンサーフュージョンの具体的な内容や手順については、板倉ら<sup>11)</sup>を参考に実施している。

### a) チェッカーボードの撮影

チェッカーボードを用いたカメラの内部パラメータおよび外部パラメータの計算を行う。チェッカーボードの角の位置は、キャリブレーションを行うための基準となる。キャリブレーションにおいては、白黒パターンを印刷したチェッカーボードを使用する。そして、チェッカーボードを手で保持し、LiDARが内蔵するカメラで様々な角度から撮影する。これにより、複数の視点からキャリブレーションデータを取得する。図-1のように、画像処理にて自動的にチェッカーボードの特徴点の計算を行う。

### b) LiDAR 点群とカメラ画像の対応付け

カメラの内部パラメータを求めた後に、チェッカーボードの点群データと画像データを統合し、点群座標をカメラ座標に変換するための、カメラの外部パラメータを推定した。本キャリブレーションにおいては、MATLAB(MathWorks, USA)のLiDARカメラキャリブレーターを利用した。外部パラメータの計算により、チェッカーボードの画像と点群の対応を求めることができる。以下のような式で表すことができる。 $R$ は回転行列、 $T$ は並進ベクトル、 $X_w$ は世界座標、 $X_c$ はカメラ座標である。ここで、回転行列は点群座標系をカメラ座標系に一致させるための  $3 \times 3$  行列であり、並進ベクトルは点群座標の原点をカメラ座標の原点に移動させるためのベクトルである。

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$



図-1 チェッカーボードを利用してカメラキャリブレーションを行っている様子。画像処理によりチェッカーボードのパターンの角などが自動的に検出されている。

#### (4) 錆領域の点群へのマッピング

2.(3)にて説明した方法をもとに、Matterportにより取得した画像から認識した錆を3次元点群上へマッピングする。

##### a) Matterportの画像を抽出

Matterportで取得したE57形式のデータには、各計測地点の点群データだけでなく、対応するカラー画像や各画像の3次元的な向きや姿勢が含まれている。このデータを活用し、Pythonのpye57ライブラリを用いて画像を抽出した。

pye57ライブラリは、E57形式のデータを解析するためのツールであり、点群データや関連する画像を個別に取り出すことが可能である。本研究では、E57ファイルに格納された画像データを自動的に取得し、後続の画像解析に使用した。ここで利用したPythonのバージョンは3.7であり、利用した主なライブラリは、Open3D, pye57, OpenCVであり、バージョンはそれぞれ、0.15.1, 0.4.1, 4.5.1である。

##### b) 対象の画像から錆の検出

入力の画像から、錆のマスク画像を作成する。手動による方法と自動による方法の2つに分かれる。本報では主にセンサーフュージョンの妥当性を検証するために、手動による錆の領域の抽出を行った。また今後の自動化にむけ、画像解析によるマスクの自動作成の基礎的な検討を行う。

手動による方法では、入力画像をもとに錆と考えられる箇所を確認し、存在が認められた場合のみマスク画像を作成する。錆の領域の目視確認は、現地調査での錆の確認結果をもとに判断している。画像上で対象領域を目視で確認し、その形状をポリゴンツールにより手動で多



図-2 対象の導水路トンネルにおける錆の領域を手動で選択している様子。

角形として描画する。これにより、対象画像におけるひび割れの領域を反映したマスク画像を得ることができる。図-2は、Matterportにより取得された画像における錆の領域を手動で選択している様子である。MATLABのdrawpolygon関数を利用してマスク画像を作成している。

マスク画像の自動作成では、Segment Anything Model (SAM)<sup>13)</sup>、と色の閾値を組み合わせることで、ひび割れのマスク画像を生成する。図-3にそのフロー図を示す。最初に、入力画像をHSV色空間に変換し、さらに画像の明るさを計算する。明るさが一定以上の場合に限り、次のステップを実行する。具体的には、HSVの各チャンネルに対して閾値を設定し、それに基づいてマスクを生成する。この初期マスクは、ひび割れの候補領域を絞

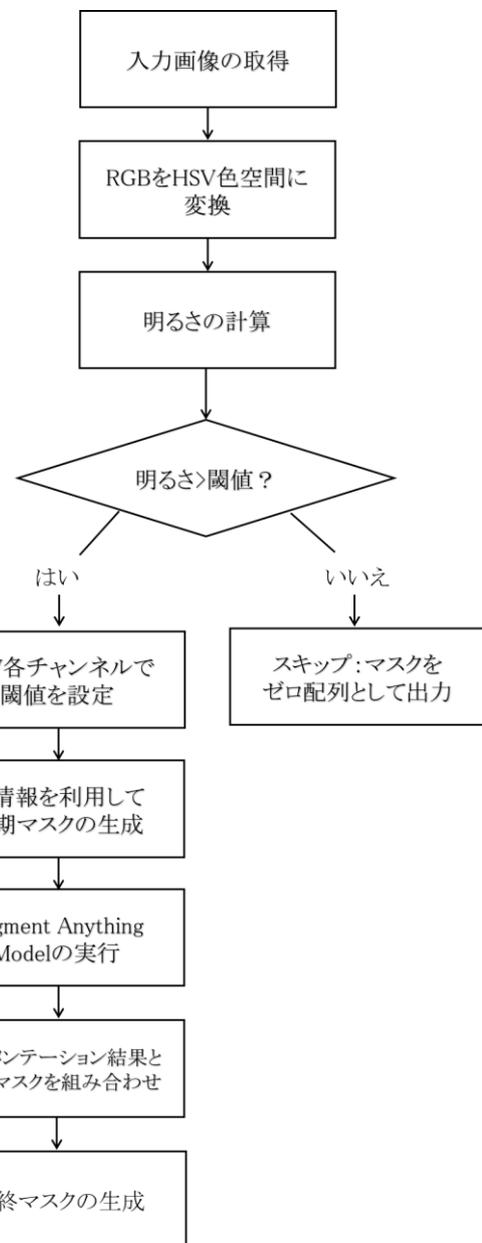


図-3 錆を自動的に検出するためのフロー図

表-1 SegmentAnythingModel (SAM)や色の閾値処理による錆のセグメンテーションにおけるパラメータ設定.

カテゴリ	パラメータ名	値	説明
明るさの閾値	brightness	25	画像の明るさがこの値以上の場合に処理を実行
HSV チャンネルの閾値	Channel 1 (色相) 最小値	0.05	HSV の色相チャンネルの下限
	Channel 1 (色相) 最大値	0.2	HSV の色相チャンネルの上限
	Channel 2 (彩度) 最小値	0.2	HSV の彩度チャンネルの下限
	Channel 2 (彩度) 最大値	1	HSV の彩度チャンネルの上限
	Channel 3 (明度) 最小値	0.2	HSV の明度チャンネルの下限
	Channel 3 (明度) 最大値	0.8	HSV の明度チャンネルの上限
SAM のパラメータ	PointGridSize	24	初期点の間隔 (小さいほど高密度で計算時間増)
	ScoreThreshold	0.4	マスクのスコア閾値
	MinObjectArea	100	マスク領域の最小面積
	MaxObjectArea	20000	マスク領域の最大面積
画像の縮小	縮小係数	0.3	入力画像を縮小したうえで実行

り込むために使用する。その後、SAM を利用して候補領域をさらに細分化する。SAM の実行においては、初期点の間隔やマスク領域の最小・最大サイズなどのパラメータを調整する。これにより、小さな物体から大きな物体まで適切にセグメンテーションすることが可能である。SAM の実行においては、MATLAB 2024b および、MATLAB の Image Processing Toolbox Model for Segment

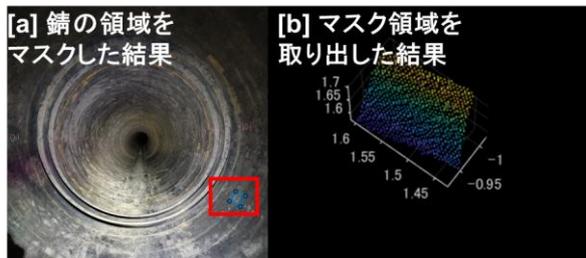


図-4 センサーフュージョンを利用し、画像にて作成したマスクの情報を点群に投影した時の結果。[a]では錆の領域を手動でマスクした時の様子を示し、[b]ではカメラの内部パラメータや外部パラメータを利用することで、自動的にその領域に対応する点群を抽出した時の結果である。

Anything Model を利用した。得られたセグメンテーション結果を初期マスクと組み合わせることで、最終的なマスク画像を生成する。自動化による方法は手動に比べて効率的である一方で、パラメータ設定や初期閾値の選択が結果に影響するため、データセットに応じた調整が必要である。本研究にて利用したパラメータを表-1 に示す。

### c) 画像情報の点群への投影

センサーフュージョンを利用し、2. (4). b)で作成したマスクの情報を点群に投影する。以下の図-4 の[a]では錆の領域を手動でマスクした時の様子を示し、[b]が先述したカメラの内部パラメータや外部パラメータを利用することで、自動的にその領域に対応する点群を抽出した時の結果である。このように画像で選択した範囲に対応する点群を取得することができる。

### d) マスク領域の膨張処理

ひび割れの箇所およびその周辺の情報を取得するために、マスクの領域を膨張させる。2. (4). f)では、10ピクセル離れたピクセルと比較することで、画像の1ピクセルあたりの距離を計算する。領域の端のピクセルは10ピクセル離れたピクセルが存在しないため、距離を計算することができない。領域を膨張することで、周辺の点の情報も利用したうえで画像の1ピクセルあたりの距離を計算でき、マスク領域の端の領域も適切に処理することができる。

### e) 点群の位置座標と画像のピクセルの対応付け

式(1)を利用して、3次元点群の位置座標と画像のピクセルの対応付けが可能となる。以下の図-5 は、3次元点

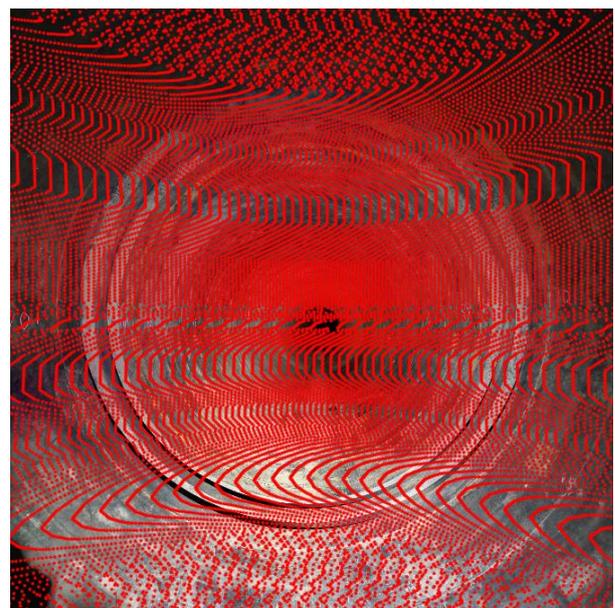


図-5 導水路トンネルの3次元点群をその領域に対応する画像に投影した時の様子。点群を画像に投影した時の結果を赤のプロットで示している。

群を画像に投影したときの様子である。各画像のピクセルとそのピクセルに関する点群の位置の対応関係が計算できていることを示す。ここでは、背景の画像の様子を表示するため、赤の点のプロットの数をも 5000 点に間引いた状態を示している。

この処理により、錆と判断された画像の領域が点群データ上で特定可能となる。また、点群データは LAS 形式で出力され、Classification フィールドに錆を示す値を保存した。この値は自由に設定が可能である。

#### f) 画像における錆の領域の 1 ピクセル当たりの距離

ひび割れの画素に対応する LiDAR 点群の座標を格納するために、まず入力画像と同じ大きさの空配列を用意する。そして、錆の領域のマスクに対応する部分に、世界座標の XYZ 座標を格納する。この配列を用いて 1 ピクセル当たりの大きさを計算した。その際、隣り合うピクセル同士の距離を計算することで 1 ピクセル当たりの距離を算出することができるが、隣り合うピクセルでは XYZ 座標の差が大きくなり計算結果が不安定となる可能性がある。そのため、任意のピクセルだけ離れたピクセル同士で距離を計算し、そのピクセル数で割ることで 1 ピクセル当たりの距離を算出した。今回は 10 ピクセル離れた点に対して距離を計算した。計算においては、上方向、下方向、右方向、左方向の 4 方向に対する距離を計算し、その平均値を 1 ピクセル当たりの距離とした。

### (5) ピクセル当たりの距離の検証

2. (4) で述べた方法に基づき、検出した錆の領域について 1 ピクセル当たりの距離を求め、精度検証を行った。まず、画像から錆の領域をランダムに 10 点を選択し、それぞれの領域について点群を用いて実際の長さを手動で取得した。そして、各領域のピクセル数を手動でカウントし、点群で得られた錆の長さをピクセル数で割ることで 1 ピクセル当たりの距離を計算した。その後、2. (4) により得られた 1 ピクセル当たりの距離と比較を行った。

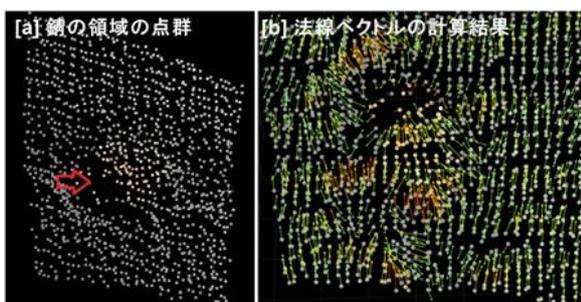


図-6 錆の領域やその周辺の点群から法線ベクトルを計算し、可視化した時の様子。

## 3. 結果と考察

### (1) 点群のみを入力とした場合の錆検出に関する基礎検討

#### a) 法線ベクトルの解析

点群データから法線ベクトルを計算し、錆が存在するとされる領域の表面特性を解析した。以下に示す領域は錆に相当する箇所であり、この領域を含む点群に対して法線ベクトルの計算を行った。図-6 のように、法線ベクトルを計算することで、法線ベクトルの向きが周囲と異なる箇所や、錆の凹凸が点群データ上でどのように表現されるかを検討した。しかし、錆の表面の凹凸は小さく、法線ベクトルの変動が錆でない領域と同程度であるため、法線ベクトルのみを用いた錆の検出は困難であると考えられる。錆でない箇所の法線ベクトルの変動と差異がほとんど見られないことから、この方法では錆の領域を正確に特定することが難しいと判断した。

#### b) 円柱フィッティング

図-7 のように、点群データ内の特定領域に対して円柱フィッティングを実行した。しかし、円柱フィッティングによる位置の変動が錆の凹凸の高さよりも大きい場合、正確な計測が困難であることが示唆された。また、点群データの密度は LiDAR センサーからの距離に応じて低下するため、センサーから離れた位置にある錆ほど検出がさらに難しくなることが示唆された。このように、点群データのみを利用した解析では、錆の表面特徴を十分に捉えることができず、検出精度が限定的であることが分かった。錆による凹凸が小さい場合には、センサーフュージョンを活用することで、より効率的に錆が検出で

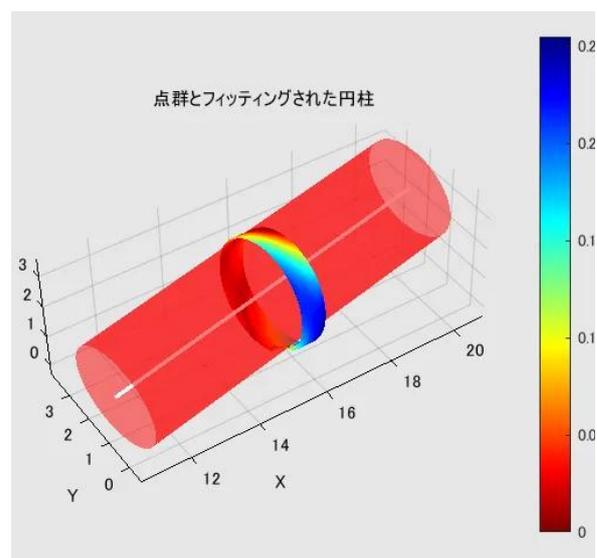


図-7 錆が存在する領域に対して円柱フィッティングを行った時の様子。

きる可能性があると考えられる。

## (2) LiDARにより取得した画像からの錆の領域の検出

図-8[a]は対象画像を表示したものであり、赤枠で囲まれた部分が検出対象の錆の領域である。図-8[b]は Segment Anything Model (SAM) を使用して、セグメンテーションを行った結果を示している。各領域が異なる色で囲まれ、特に錆の領域が他の部分と明確に区分されていることが確認できる。図-8[c]は、SAMによるセグメンテーション結果に加え、HSV 色空間での色情報や面積情報を組み合わせて錆の領域を検出した結果である。この手法により、錆の特定が効率的に行われた。図-8[d]は、その分類情報を点群に投影した結果を示している。ただし、照度条件やセグメンテーション対象によっては閾値の調整が必要となる場合があり、さらなる精度向上のためには深層学習モデルを用いたアルゴリズムの適用を検討する必要がある。例えば、Tan ら<sup>18)</sup>は、トンネル内の錆びたボルト検出において、検出と画素レベルの錆セグメンテーションを組み合わせたマルチタスク学習モデル (DSNet) を提案した。また、Guo ら<sup>19)</sup>は、トンネル内の腐食ボルトの高精度検出を目的とし、空間適応型改良モジュール(SAIM)と深さ方向分離畳み込みを組み合わせた新たなモデル(SAIDN)を提案した。このような錆の検出に特化したアルゴリズムは多く報告されており、今後はこのようなアルゴリズムと組み合わせることが望ましい。錆の形状や面積、色には大きなバリエーションが存在し、それに伴う検出の困難さが存在する。このような課題は他の分野でも類似しており、例えば農業分野では、YOLO を用いた梨やテンサイの検出が行われている。これらの対象物も、果実の大きさや表面の明るさ、土や葉

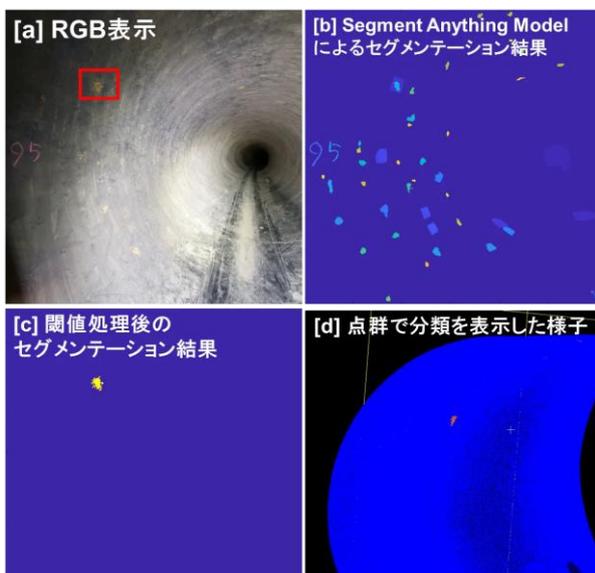


図-8 錆が存在する領域に対して円柱フィッティングを行った時の様子。

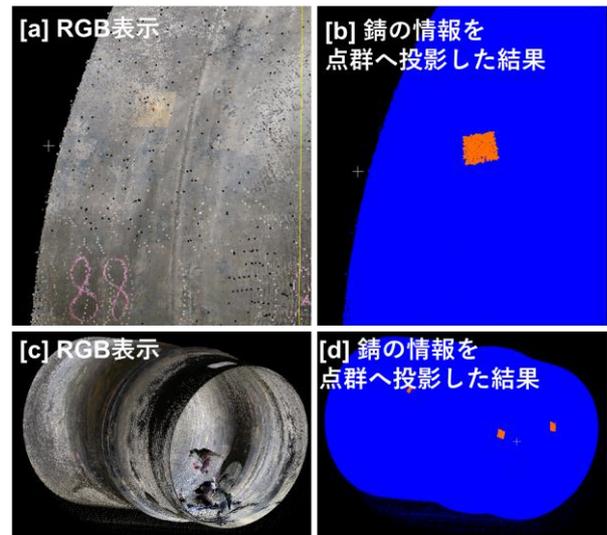


図-9 錆が存在する領域に対して円柱フィッティングを行った時の様子。

による被覆などによって外見が変化しやすい特徴を有している。しかし、YOLO などの物体検出アルゴリズムの高い物体検出能力と、カルマンフィルタによるトラッキングなどを組み合わせることで、比較的ロバストな認識が可能となっていることが報告されている<sup>20)</sup>。

## (3) センサーフュージョンを利用した点群での錆の領域の可視化

図-9 は、導水路トンネルの点群データと RGB 画像を利用したセンサーフュージョンの結果を示している。[a]と[c]は導水路トンネルを RGB 表示したものであり、[a]は拡大表示、[c]は斜め横から見た視点で示されている。一方、[b]と[d]はセンサーフュージョンを用いて画像から認識した錆の情報点を点群にマッピングした結果である。オレンジ色で示された部分が錆と認識された領域であり、この情報は画像の色情報やテクスチャをもとに抽出されたものである。3.(1)で述べたように点群処理のみでは形状変化が乏しいため、錆の検出が困難であったが、画像認識を組み合わせることで、点群データ上でも錆の位置を特定することが可能となった。この結果は、センサーフュージョンが点群解析の課題を解決する有効な手法であることを示している。

図-10 は、導水路トンネルの点群データにおける錆の検出結果を示している。[a]は検出した錆の領域をオレンジ色で示したものであり、センサーフュージョンを利用して画像から認識された錆の情報を点群データに投影した結果である。[b]は計測された導水路トンネル全体を表示した様子を示しており、青色で示された部分が計測された点群データを表している。写真のみを利用する方法としては、写真測量 (SfM-MVS) などの技術がある。

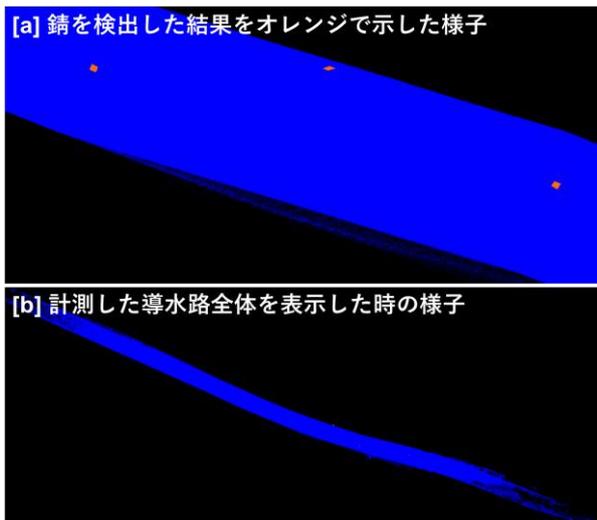


図-10 錆が存在する領域に対して円柱フィッティングを行った時の様子。

この方法でも画像を基に錆の領域を特定することは可能である。しかし、LiDARを使用することで、測距可能な範囲が広がるだけでなく、高精度な点群を取得できるという大きなメリットがある。これにより、錆の位置だけでなく、3次元的な寸法や形状の詳細な解析が可能となる。本研究では、カメラとLiDAR点群のセンサーフュージョンを基に錆の分類を行った。一方で、先行研究では、点群を画像化しセグメンテーションに活用する手法が提案されている。例えば、稲富ら<sup>22)</sup>は、3次元の橋梁点群を2次元画像に変換し、DeepLabv3+を用いた画像ベースのセマンティックセグメンテーションによって橋梁の各部材を推定した。また、板倉ら<sup>23,24,25)</sup>は、都市部の樹木の点群を2次元画像に投影しその画像を用いて樹木かそれ以外の物体かを分類した。この手法により、様々な物体が存在する環境下でも樹木を高精度に検出することが可能となった。本研究では、点群を画像化したものではなく、カメラで撮影した画像を直接利用しているため、より高解像度で情報量も豊富である。このため、点群の画像化を用いる手法と比較して、より高度な分析が可能であることが本手法のメリットである。

#### (4) 1ピクセル当たりの距離の計算

図-11は、センサーフュージョンによる解析結果を示している。[a]は、錆の領域を手動でマスクした結果であり、対象領域を画像上で視覚的に特定した様子が見える。一方、[b]は、その領域について各画素に対応する1ピクセル当たりの距離を、点群データを利用して計算した結果である。画像のみでは対象の距離や奥行情報を取得することはできないが、LiDARの点群データと統合することで1ピクセル当たりの距離を正確に把握することが可能となった。

点群のみを利用して錆やひび割れを判断することは、形状や密度の変化が乏しい場合には難しい。しかし、画

像を利用することで視覚的な特徴を簡単に活用できる。ただし、画像には奥行情報が欠如しているというデメリットがある。このような場合、センサーフュージョンを利用することで、LiDARの持つ奥行情報と画像の持つテクスチャ情報を統合し、互いの弱点を補完し合うことが可能である。この結果、錆やひび割れの領域を効率的かつ高精度に解析できることが示されている。

#### (5) 1ピクセル当たりの距離の精度検証

10点の平均絶対誤差は $1.3 \times 10^{-3}$  mであり、平均絶対パーセント誤差(MAPE: Mean Absolute Percentage Error)は6.7%であった。手動で計算された1ピクセル当たりの距離は、センサーフュージョンを利用した自動推定方法と高い一致を示したが、一部の領域では点群データの密度やセグメンテーションの精度によりわずかな差が観察された。この差異は、検証における点群や画像の対応点の選択にも影響を受けると考えられる。特に、点群で選択した箇所と画像で選択した箇所が微妙に異なる場合や、画像の歪みに起因する選択の誤差が結果に影響を与えた可能性がある。

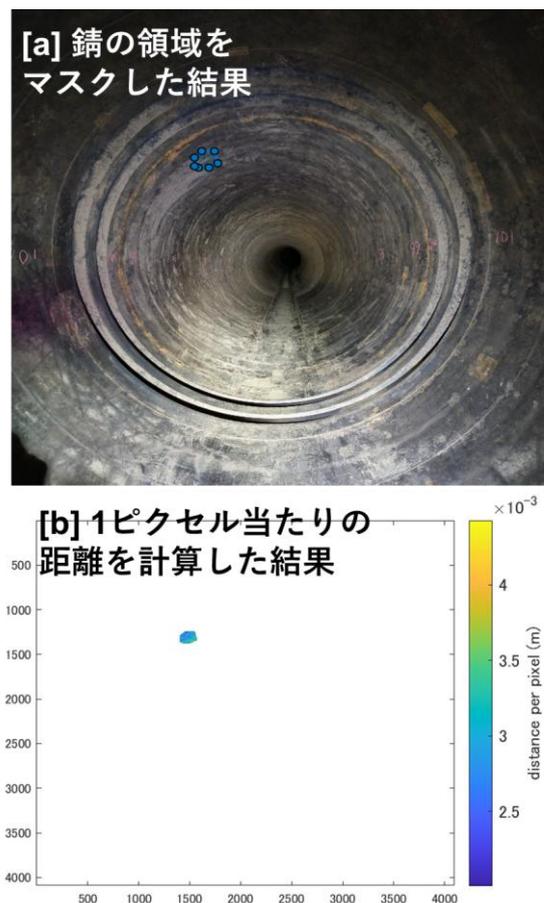


図-11 錆の領域の1ピクセル当たりの距離を計算した時の結果。

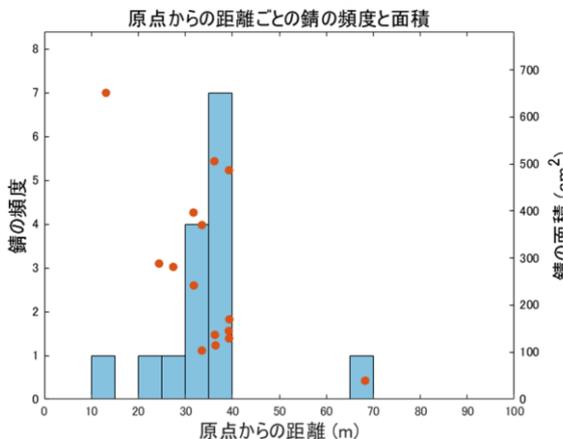
(6) 各計測地点における検出された錆の頻度と面積について

図-12 は、LiDAR 計測を開始した原点からの距離に基づく錆の頻度と面積の関係を示している。青い棒グラフは各距離区間での錆の頻度を表し、左側の Y 軸に対応している。一方、赤いプロットは各錆の面積 (cm<sup>2</sup>) を示し、右側の Y 軸に対応している。X 軸は原点からの距離 (m) を表している。この面積に関しては、1 ピクセル当たりの距離の二乗とその領域の錆のピクセル数の積にて計算している。また、原点からの距離は Matterport により計測された最初のスキャンの原点の位置を基準としている。本研究での解析結果を利用することで、導水路トンネル内の錆の位置を 3 次元情報とともに解析することができる。

4. まとめ

本研究では、Matterport を用いて取得したカメラと LiDAR によるセンサーフュージョン手法を活用し、導水路

[a] 上流側のデータに対して計算した結果



[b] 下流側のデータに対して計算した結果

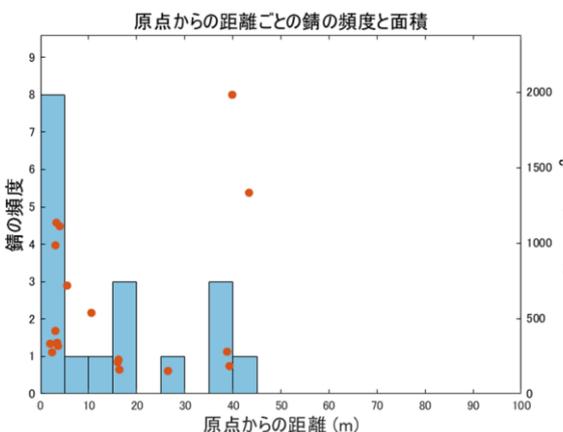


図-12 LiDAR 計測を開始した原点からの距離に基づく錆の頻度と面積の関係

路トンネル内の錆を効率的に検出する手法を開発した。点群データのみを利用した場合、錆の特徴である表面の凹凸や高さの変化が小さいため、検出が困難であることを示した。一方で、カメラ画像を活用することにより、色やテクスチャの違いを利用して錆を高精度に識別することが可能となった。また、LiDAR データとの組み合わせにより、錆の位置や面積の計測も実現した。

さらに、LiDAR 点群の情報を活用することで、画像上の錆領域における 1 ピクセル当たりの距離を計算した。この計算では、各ピクセルに対応する XYZ 座標を求めた後、隣接するピクセル間の距離を基に計算を行った。隣接ピクセル間の距離の安定性を確保するため、10 ピクセル離れた点同士の距離を用い、その結果をピクセル数で割ることで 1 ピクセル当たりの距離を算出した。10 サンプルのデータで評価した結果、平均誤差は  $1.3 \times 10^{-3}$  m、平均絶対パーセント誤差 (MAPE) は 6.7% という結果を得た。この方法により、画像上の錆領域の 3 次元的な情報を取得可能であることを示した。

今後の課題として、本研究では手動による方法と SAM や色の閾値を利用した方法を試したが、後者の方法は精度の面でさらなる改善が必要である。今後は物体検出アルゴリズムなどを活用し、より高精度な錆の検出を目指す。さらに、今回は RGB 画像と点群のセンサーフュージョンを実施したが、先行研究には熱画像と点群を組み合わせた事例も存在する<sup>26)27)</sup>。漏水などの異常が発生した際には、温度情報が周囲と異なることがあり、RGB 画像に加えて熱画像など他の種類の画像データを組み合わせることで、可視光情報では検出が難しい異常も含めた広範な異常検出が可能になる可能性が示唆される。そのため、このような様々な画像データとのセンサーフュージョンの検討も継続していく予定である。

謝辞：本稿は、関東地方整備局との委託研究「現場ニーズ・技術シーズのマッチング」、JSPS 科研費 JP21H01417 および 22H01561 の助成を受けた研究で行われた結果、内閣府総合科学技術・イノベーション会議の戦略的イノベーション創造プログラム (SIP) 第 3 期「スマートインフラマネジメントシステムの構築」JPJ012187 (研究推進法人:土木研究所) で実施されている研究結果を含みます。これらに謝意を表します。

参考文献

- 1) 久保 栞, 全邦 釘, 伊藤 克雄: YOLOv5 を用いた導水路トンネルにおけるチョーキング箇所の検出. AI・データサイエンス論文集, 2 巻 J2 号, pp. 87-96, 2021.
- 2) Kubo, S., Nakayama, N., Matsuda, S., & Chun, P. J.: Corrosion Damage Detection in Headrace Tunnel Using YOLOv7 with Continuous Wall Images. *Appl. Sci.*, Vol.

- 13, Issue 16, pp. 9388, 2023.
- 3) 劉佳明, 党紀, 全邦釘: DeepLabv3+を用いた橋梁腐食損傷とその精度の向上, *AI・データサイエンス論文集*, 3巻 J2号, pp. 802-810, 2022.
  - 4) 齋藤 嘉人, 板倉 健太, 山本 一哉, 二宮 和則, 近藤 直: 可視・近赤外画像のセマンティックセグメンテーションによるバレイシヨ塊茎表面の病害検出, *AI・データサイエンス論文集*, 3巻 J2号, pp. 175-181, 2022.
  - 5) T. Takemoto, Z. Huang, K.A. Omwange, Y. Saito, K. Konagaya, T. Suzuki, Y. Ogawa, N. Kondo: Label-free technology for traceable identification of single green pepper through features in UV fluorescent images, *Comput. Electron. Agric.*, Vol. 211, pp. 107960, 2023.
  - 6) 辻井純平, 合田哲朗, 中野雅章: 土木構造物の点群解析に向けた局所形状の畳み込みを伴う深層学習手法の適用, *AI・データサイエンス論文集*, 4巻 3号, pp. 442-450, 2023.
  - 7) 関和彦, 山口愛加, 窪田諭: 3次元点群データを用いた道路橋の損傷抽出とヒートマップ表示, *土木学会論文集*, 79巻 10号, pp. 22-00071, 2023.
  - 8) 辻井 純平, 合田 哲朗, 中野 雅章: 構造物の点群データに対する深層学習を用いた耐荷性能推定の基礎検討, *AI・データサイエンス論文集*, 5巻 3号, pp. 328-336, 2024.
  - 9) 吉谷 薫, 小林 巧, 大住 道生: 震後点検における点群計測による鋼アーチ橋のゆがみ調査, *AI・データサイエンス論文集*, 5巻 3号, pp. 678-687, 2024.
  - 10) 板倉健太, 林拓哉, 上脇優人, 全邦釘: 橋梁の3次元点群を利用した構造情報の計算, *Jxiv*, doi: <https://doi.org/10.51094/jxiv.901>
  - 11) 板倉 健太, 林 拓哉, 上脇 優人, 全 邦釘: LiDAR とカメラのセンサーフュージョンによる点群からのノイズ除去, *AI・データサイエンス論文集*, 5巻 3号, pp. 757-768, 2024.
  - 12) 板倉健太, 林拓哉, 上脇優人, 全邦釘: セマンティックセグメンテーションやセンサーフュージョンを利用した橋梁の構造情報の推定のための点群処理手法の開発, *土木学会 AI・データサイエンス論文集*, 5巻 3号, pp. 10-21, 2024.
  - 13) Kirillov, A., Mintun, E., Ravi, N., Mao, H., Rolland, C., Gustafson, L., Xiao, T., Whitehead, S., Berg, A. C., Lo, W. Y., Dollár, P., Girshick, R.: Segment anything, *ICCV*, pp. 4015-4026, 2023.
  - 14) Liu, H., Wu, C., and Wang, H.: Real time object detection using LiDAR and camera fusion for autonomous driving, *Sci. Rep.*, Vol. 13, pp. 8056, 2023.
  - 15) Hoppe, H., T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald, and W. Stuetzle: Surface Reconstruction from Unorganized Points, *Computer Graphics, SIGGRAPH*, Vol. 26, Issue. 2, pp. 71-78, 1992.
  - 16) Torr, P. H., and Zisserman, A., MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry, *Comput. Vis. Image Und.*, Vol. 78, Issue 1, pp. 138-156, 2000.
  - 17) Fischler, M. A., and Bolles, R. C.: Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Com. ACM*, Vol. 24, Issue 6, pp. 381-395, 1981.
  - 18) Tan, L., Chen, X., Yuan, D., & Tang, T. (2024). DSNet: A Computer Vision - Based Detection and Corrosion Segmentation Network for Corroded Bolt Detection in Tunnel. *Struct. Control Health Monit.*, (1), pp. 1898088, 2024.
  - 19) Z. Guo, X. Cheng, Q. Xie, H. Zhou: Spatial Adaptive Improvement Detection Network for Corroded Bolt Detection in Tunnels, *Buildings*, Vol. 14, pp. 2560, 2024.
  - 20) Itakura, K., Narita, Y., Noaki, S., & Hosoi, F.: Automatic pear and apple detection by videos using deep learning and a Kalman filter. *Osa Continuum*, vol. 4, Issue 5, pp. 1688-1695, 2021.
  - 21) 板倉健太, 林拓哉, 野秋収平, 上脇優人, & 細井文樹: 深層学習を用いた根菜類の個数カウンティングによる収量推定法の開発, *AI・データサイエンス論文集*, 3巻 J2号, pp.6-16, 2022.
  - 22) 稲富翔伍, 全邦釘: 点群の画像化とディープラーニングを用いた橋梁点群のセグメンテーション, *AI・データサイエンス論文集*, Vol. 2, No. 2, pp. 418-427, 2021.
  - 23) Itakura, K., and Hosoi, F.: Three-dimensional tree monitoring in urban cities using automatic tree detection method with mobile LiDAR data, *AI Data Sci.*, Vol. 2, Issue 2, pp. 1-10, 2021.
  - 24) Itakura, K., and Hosoi, F.: Automated tree detection from 3D lidar images using image processing and machine learning, *Appl. Opt.*, Vol. 58, Issue 14, pp. 3807-3811, 2019.
  - 25) 板倉健太, 細井文樹: 画像処理や3次元深層学習を用いた航空機ライダー点群データからの樹木の検出, *AI・データサイエンス論文集*, 1巻 J1号, pp. 320-328, 2020.
  - 26) Hosoi, F., Umeyama, S., and Kuo, K.: Estimating 3D chlorophyll content distribution of trees using an image fusion method between 2D camera and 3D portable scanning lidar, *Remote Sens.*, Vol. 11, Issue 18, pp. 2134, 2019.
  - 27) Narváez, F. J. Y., del Pedregal, J. S., Prieto, P. A., Torres-Torriti, M., and Cheein, F. A. A.: LiDAR and thermal images fusion for ground-based 3D characterisation of fruit trees, *Biosys. Eng.*, Vol. 151, pp. 479-494, 2016.

## Rust detection from 3D point clouds using sensor fusion

Kenta ITAKURA, Takuya HAYASHI, Yoshito SAITO and Pang-jo CHUN

In this study, we developed a method leveraging sensor fusion technology that combines camera images

and LiDAR point clouds obtained using Matterport for efficient inspection of rust in conduit tunnels. Conventional methods relying solely on point cloud data showed difficulty in detecting rust due to its minimal surface irregularities and shape changes. In contrast, high-precision rust detection was achieved by utilizing differences in color and texture from camera images, enabling the estimation of rust locations within tunnels. By integrating information from images and LiDAR, it became possible to calculate values such as rust location and area, which are difficult to estimate from images alone. The sensor fusion approach accurately estimated the distance per image pixel, achieving a mean absolute error of  $1.3 \times 10^{-3}$  m and a mean absolute percentage error (MAPE) of 6.7%.