大規模点群の立体視による大型構造物の劣化検証システム（第 2 報）

電気通信大学大学院　○青木　智子，山本　恵里佳，増田　宏

1.　序論

高度成長期に建造された工業設備の老朽化が進んでいるが，人材不足により労働集約的な保全作業が持続困難になっている．そのため，レーザスキャナによる現況の 3 次元情報の取得による保守作業の効率化が期待されている．

これまでの我々の研究では，燃焼炉の点群を用いて，点群とメッシュモデルを併用した VR 空間への点群描画手法を検討した．設備点検においては高密度な点群の描画が求められる一方，VR 上の表示には高速な描画が要求されるため，これらの両立が求められる．この問題を解決するため，図 1 に示すようにメッシュと詳細点群を OBB Tree で細分化し，これらを必要に応じて入れ替えることで詳細かつ高速な描画を行った．

しかしながら，保守作業の支援においては，レジストレーション誤差による細部の消失が問題となる．この問題を回避するため，図 2 に示すように，複数位置から計測された点群において，細分化された領域を最もよくカバーする点群を選択して，同一箇所で計測した点群のみを表示した．しかしこの手法では，いずれの点群を選択しても，単独では欠落が生じる領域が生じる．この問題は，細分化される領域の面積が大きいほど，頻繁に発生する．

細部を消失させずに複数点群を重畳するには，高精度なレジストレーションが必要である．しかし，大型構造物を計測した広範囲の点群全体を正確に位置合わせすることは難しい．そこで，細分化された点群を局所的に位置合わせすることを考える．

正確な点群レジストレーションを行うには，3 次元的に特徴的な形状が必要となる．しかし，大型構造物の壁面は，局所的に見ると劣化部が非常に小さく，形状的な手がかりが乏しいという問題がある．そのため，レジストレーションにおいては，壁面上での回転や平行移動においてずれが発生することが避けられない．

本研究では，この問題を回避するために，形状特徴ではなく点群の反射強度を手がかりとして，レジストレーションの補正を行い，細部を保持した点群を得ることを考える．

画像のレジストレーションにおいては，キーポイント検出による特徴点の抽出とマッチングによる手法が知られている．しかし，我々の事前検討では，反射強度値のばらつきやノイズなどのため，既存手法による正確な画像の位置合わせは難しかった．

そこで本研究では，点群の反射強度画像に対して，深層学習を用いた亀裂検出を施し，亀裂を基準とした位置合わせによって，点群レジストレーションの補正を行う手法を検討する．

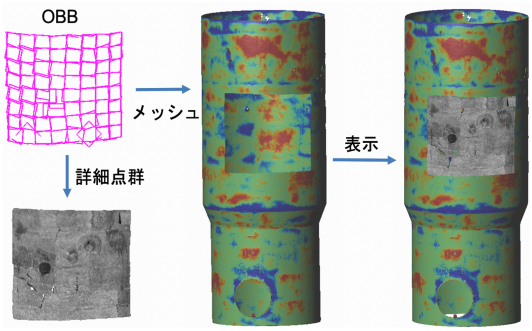


図 1 メッシュと点群による VR 描画

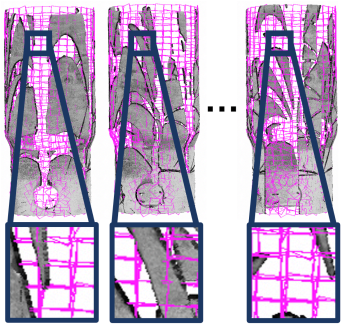


図 2 複数箇所で計測された点群

2.　手法の概要

本研究は目視検査支援を目的とすることから，劣化の詳細な描画が求められる．また，欠落のない点群表示を行うには，複数位置からの点群の正確なレジストレーションが必要となる．そこで，亀裂部の消失を抑えるため，あらかじめ各画像から亀裂を検出し，亀裂が一致するように点群を重畳させることを考える．

本手法の手順を図 3 に示す．初めに点群を平面に展開し，反射強度を用いて点群画像を生成する．次に，ソース画像とターゲット画像となる点群画像の矩形領域に対して亀裂検出を施し，対応点の取得を行う．最後に，得られた対応点を用いてレジストレーションを行い，点群の重畳を行う．

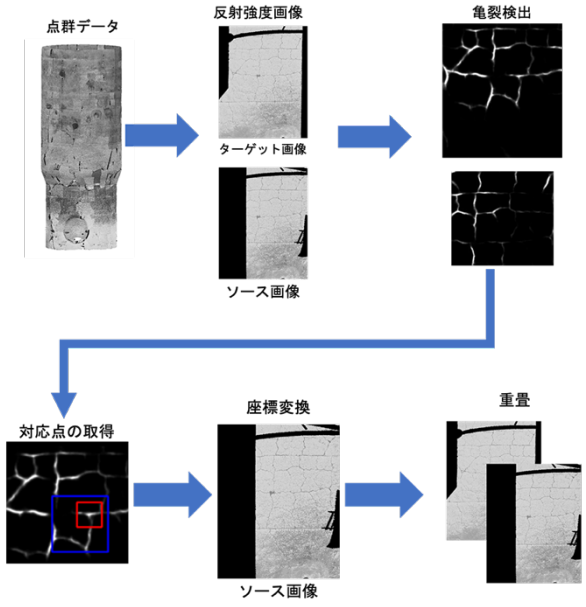


図 3　手法の概要

3.　反射強度を用いた点群レジストレーション

3.1.　点群画像の生成

まず，点群を 2 次元に投影して点群画像の生成を行う．本研究で例題として扱う燃焼炉は，円筒と円錐で構成される回転体であることから，壁面の点群を中心軸で定義される円柱座標に変換して点群を平面に展開する．その後，円柱座標を平面に近似的に写

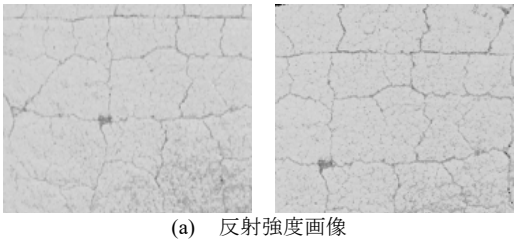
像する．TLS を使用して取得された点群は，反射強度を属性として保持している．

本研究では，反射強度値より生成された点群画像から矩形領域を切り取ったものをソース画像とターゲット画像として用いる．

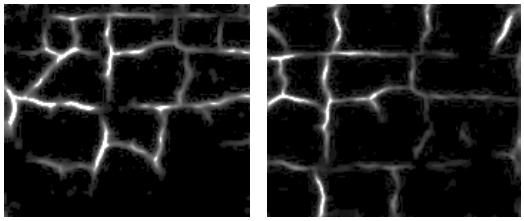
3.2. U-net を用いた亀裂検出

反射強度画像レジストレーションを行うために，画像から亀裂を検出し，亀裂部分が一致するように点群を重畳させる．

本研究では反射強度画像に U-net [1]を用いて，亀裂検出を行う．本研究では，U-Net に対して， 9603 枚の RGB 画像と 400 枚の点群画像を用いて亀裂を学習させた．この U-Net を用いて亀裂検出を行なった結果を図 5 に示す．この例題においては，亀裂部が概ね適切に検出できていることがわかる．



(a)　反射強度画像



(b)　出力画像

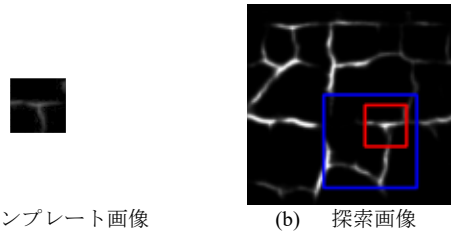
図 4　U-Net による亀裂検出

3.3. 対応点の取得

画像レジストレーションの典型的な手法では，ソース画像とターゲット画像のそれぞれで対応点を求め，ソース点がターゲット点と合致するように座標変換を施す．ここでは，亀裂が検出された画像において，対応点を求めることを考える．

本研究で用いる例においては，局所的には，剛体変換によって近似的に，ソース画像とターゲット画像の位置合わせができると仮定する．そこで，図 6 に示すように，一方の画像から，細分化したテンプレート画像を抽出し，もう一方の画像中から，テンプレート画像との類似度が最も高い領域を検出する．この図において，青枠は探索範囲，赤枠は検出された領域を示している．

この処理により，一致した亀裂箇所の画素を対応点とする．この例では 58 組の対応点のペアを取得した．



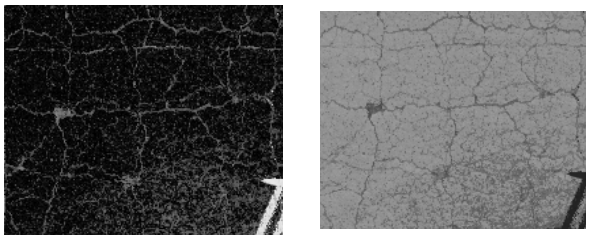
(a)　テンプレート画像　　(b)　探索画像

図 5　テンプレートマッチング

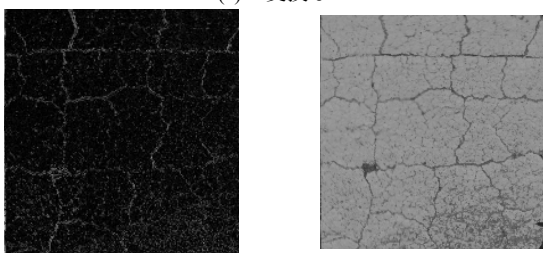
4. 評価実験

得られた対応点に座標変換を施し，結果の検証を行った．本研究では，薄板スプライン (Thin-Plate Spline: TPS) 変換を用いてソース画像の変換を行った．TPS 変換は，対応点を一致させる非線形関数を算出して Image Warping を行う手法である．本研究では言語として python 3.8.10，ライブラリとして OpenCV Contrib 4.5.3 と numpy を用いて開発を行い，TPS 変換は OpenCV の ThinPlateSplineShapeTransformer クラスを用いて実装した．

本研究で用いた例においては初期状態での位置関係のずれはごく僅かであったが，実際の点群レジストレーションでは大幅なずれが発生している場合が多い．したがって，あらかじめソース画像とターゲット画像に平行移動を施したものを用いて検証を行った．反射強度画像に変換を施さず重畳した画像を図 **6**(a)，変換を施して重畳した画像を図 **6**(b)に示す．なお，左側が画素値の差分を可視化したもの，右側がソース画像とターゲット画像を不透明度 50%で重畳したものを示している．検証の結果，図 **6**(b)では亀裂が検出された範囲で亀裂が二重に表示される誤差が解消され，その他の部分でも亀裂の形状を失わず重畳できていることがわかる．一方，亀裂が検出できていない範囲においてはわずかな亀裂のずれも見られた．よって，スキャナから離れた領域など，ターゲット画像とソース画像に大幅なずれが見られるケースにおいては本手法が有効であると考えられる．また，ソース画像とターゲット画像に回転方向の誤差が存在する場合については追って検証を行う．



(a)　変換なし



(b)　TPS 変換

図 6　反射強度画像の重畳

5. 結論

本研究では，目視での劣化検出を支援するために，細部を保持し，欠落の少ない点群を生成するための手法について検討を行なった．形状的な特徴の乏しい点群を正確に位置合わせするために，反射強度画像から亀裂を検出し，テンプレートマッチングを用いて亀裂の細部同士の位置合わせを行なった結果から得られた対応点に対して TPS 変換を施すことで，点群の重畳を行う手法を提案した．

本手法では亀裂検出が行えることが前提となっているが，亀裂検出の適用可能性は点群密度に依存すると考えられる．したがって，今後は本手法の適用条件について検討を行う必要がある．

また，より汎用的に位置合わせを行うための亀裂以外の特徴を手がかりとしたレジストレーション手法や，レジストレーション結果に基づいて点群の三次元座標変換を算出し，実際に仮想空間に適応する手法についても検討を行っていきたいと考えている．

参考文献

[1] O. Ronneberger; F. Philipp; B. Thomas Brox. U-net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015.