

# 大規模点群を用いた大型構造物の壁面上の劣化検出

電気通信大学 ○山本 恵里佳, 葭内 郁, 増田 宏

## 1. 序論

燃焼炉などの大型構造物は、長年の運用により壁面に摩耗や亀裂が発生する。劣化の診断は主に作業者の目視点検によって行われているが、評価が作業者の主観に依存してしまい、劣化の度合いが定量的に計測されないという問題がある。それに対して、地上型レーザスキャナ (TLS) は高密度の点群を取得できるため、大型構造物の劣化の自動検出が期待できる。

我々のこれまでの研究[1]では、基準面として B-spline 曲面を生成し、計測点群と基準面の差分を求める手法を提案した。この手法では、比較的大きな劣化が検出可能なことを示した。ただし、点群の解像度が不十分なため、亀裂などの小規模な劣化は見逃しや誤検出の可能性があった。

そこで本研究では、点群から生成した画像を用いて、画像認識手法を組み合わせることで、小規模な劣化に対する劣化検出の信頼性を向上させるいくつかの方法を検討する。

## 2. 概要

本研究では、点群はスキャナ原点の座標系で記述されており、レジストレーションのために変換行列が与えられているものとする。また、本研究で対象とする燃焼炉は図 1 に示すように、円筒と円錐で構成されている。点群データは全 12 箇所から測定され、点群の総数は約 4 億 5 千万点である。

本手法の概要を図 1 に示す。点群を平面展開するために、レジストレーションを行った点群からメッシュモデルを生成し、Z 軸方向に等間隔に切断面を生成する。次に切断面上の点を用いて RANSAC 法により、円の中心を通る中心軸が計算される。最後に、壁面の点群は、中心軸を使用して定義される円柱座標に変換される。燃焼炉はほぼ回転面であるため、円筒座標を使用して点領域を近似的に平面に写像される。

TLS を使用して取得された点群の各点は、反射強度と 3 次元座標を保持している。反射強度は表面の法線ベクトルの影響を強く受けるため、亀裂などの小規模な劣化では急激に値が変化する。3 次元座標は、画像ピクセルの深度値の計算に使用できる。基準面から実測値までの距離を算出し、深度値とした。

本研究では、反射強度値と深度値を使用して点群画像を生成する。生成した点群画像から亀裂のような小規模な劣化検出のために複数の方法を適用する。B-spline に基づく以前の手法と、反射強度値と深度値を使用する画像ベースの方法を比較する。

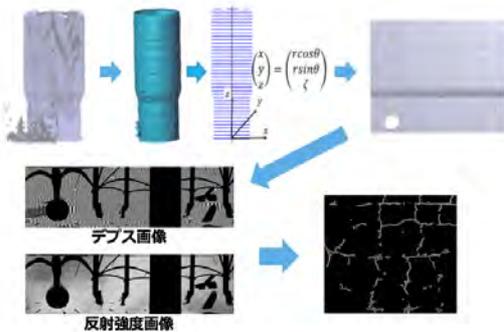


図 1 劣化検出手法の概要

## 3. 画像処理を用いた劣化検出

まず汎用的な画像処理を用いて、亀裂の検出ができるかどうか検討する。入力画像は、壁面の反射強度と深度画像から矩形領域を切り取った画像とする。生成画像から目視で十分に亀裂が確認できる矩形領域を切り取り、図 2 に示す入力画像とする。入力画像から亀裂を検出するために、Canny フィルターと Sobel フィルターを適用する。亀裂では反射強度が急激に変化するため、微分値の大きい場所で亀裂を検出することができる。ノイズの検出を回避するために、Canny フィルターと Sobel フィルターを適用する前に、画像を中央値フィルターで平滑化し、元画像との差分を取る。Sobel フィルターは、X、Y、および対角線の 3 つの方向に適用した。さらに、Sobel フィルターの後のノイズを除去するために Bilateral フィルターを適用した。これらのパラメータは、ノイズが最小になるよう調整し決定した。

反射強度画像における Canny フィルターと Sobel フィルターの結果を図 3 に示す。反射強度画像から、比較的良好な亀裂が検出できていることが分かる。Sobel フィルターはノイズの多い反面、小さな亀裂を検出できるという特徴がある。

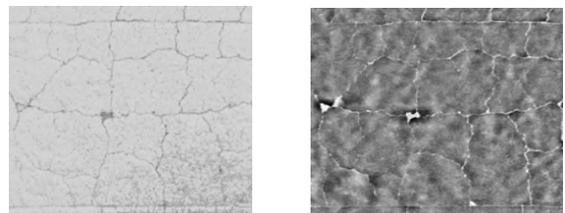
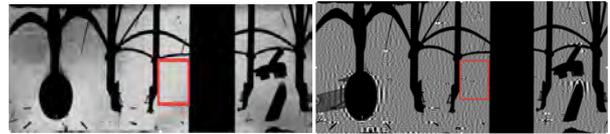
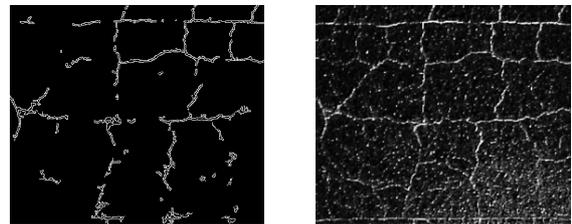
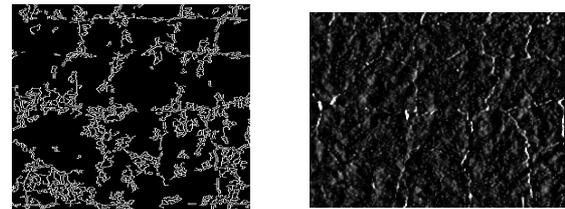


図 2 点群画像。



(a) Canny (b) Sobel

図 3 反射強度画像における亀裂検出



(a) Canny (b) Sobel

図 4 深度画像における亀裂検出

次に、深度画像に対し Canny フィルターと Sobel フィルターを適用した。その結果を図 4 に示す。パラメータの調整を行っても、深度画像では亀裂の誤検出や見逃しが多かった。これは、深度値の違いが小さすぎてノイズと区別できないためと考えられる。

#### 4. 機械学習を用いた劣化検出

##### 4.1. 微小な劣化の検出

次に、深層学習を使用して亀裂を検出できるかどうか検討する。ディープラーニングモデルとして U-Net[2] を使用した。U-Net のエンコーダー部分として、事前トレーニング済みの VGG16 モデルを使用した。U-Net デコード部分は、亀裂に関する 11200 枚の画像を使用してトレーニングを行なった。画像は公開されたデータベースを用いた[3]。

図 5 は、亀裂検出の結果を示している。デプス画像においては、微小な劣化がほとんど検出できていないことが分かる。反射強度画像においては、微小な劣化が一部検出できているが、見逃しが多いことが分かる。また、縦方向の亀裂は検出率が高く、横方向については検出率が低い。U-Net を使用して検出された亀裂は方向によって異なる傾向があったため、本研究では、反射強度画像を 90°, 180°, および 270° に回転させ、検出された亀裂の重ね合わせを行なった。図 6 (a) は、4 枚の回転画像の結果を重ね合わせた画像を示している。

また、本研究での入力画像は、点欠落によるノイズを多数含むため、メディアンフィルタを用いた前処理を行い、画像をぼかす処理を導入する。前処理を施した画像における亀裂検出結果を図 6 (b) に示す。前処理を施していない場合の結果と比べ、より劣化が検出できていることが分かる。

##### 4.2. 付属物の検出

燃焼炉には損耗・付着物以外に構造上の付属物が存在するが、これらは劣化として誤検出されやすいという課題がある。そのため、壁面と付属物を分離する必要があるが、点群座標では区別が困難なため、反射強度画像を利用し付属物の除去が行えるかどうか検討する。

本研究では、Mask R-CNN[4] を用いて壁面と付属部材の分離を試みる。大規模画像データセット Microsoft COCO で学習された重み mask\_rcnn\_coco.h5 を用いて図 7 に示す様な棒状の付属物を含む反射強度画像に対し、付属物抽出を行う。棒状の付属物に A~C の番号を付け、異なる 7 箇所から計測した点群画像に対し抽出可能か否か検討する。

付属物抽出例を図 8 に示す。全計測箇所での抽出結果より、A~C 全ての付属物に対して抽出可能ことが示された。よって、反射強度画像より付属物の抽出が行えることが分かった。

#### 5. 評価実験

本手法の評価では図 1 に示す点群を用いる。ここでは、点群や画像を観察して亀裂を視覚的に判断し、それを真値とした。比較のため、B-spline 曲面による結果を図 10 に示す。画像フィルターの場合、ノイズが相対的に少なかった Canny フィルターを用いて評価を行なった。深度画像については、亀裂が適切に検出されなかったため、反射強度画像のみを使用して評価を行なった。

表 1 に亀裂の検出率を示す。この結果から、小さな亀裂の検出には、反射強度が座標よりも適していることがわかる。座標による特徴量計算では近傍座標との差異を用いるため、小さい亀裂の検出には高い点群密度が必要となる。一方、反射強度は、計測点での法線に依存する量であるため、低い点群密度でも有効であったと考えられる。

また、U-Net での劣化検出は見落としが多かった。U-Net における劣化検出の利点は、誤検知がほとんどないことである。U-Net で見落としが多かった理由については、現在検討中である。

表 1 検出率

手法	Canny	U-Net	B-spline
検出率	75%	55%	30%

#### 6. 結論と今後の展望

この研究では、点群から亀裂のような小規模の劣化検出を行なった。平面上に点群を投影することにより、反射強度画像と深度画像を生成し、複数の方法で劣化検出を行なった。実験結果では、反射強度が小規模な劣化の検出に有効であると示された。Canny フィルター、U-Net、および B-spline 曲面に基づく方法を比較し、Canny フィルターが最も検出率が高い結果となった。U-Net はある程度亀裂を検出したが、見落としも多かった。

今後は、複数の手法を組み合わせることで検出率を向上させていきたい。さらに、小規模な劣化の検出に適した他のディープラーニングモデルについても調査していきたい。

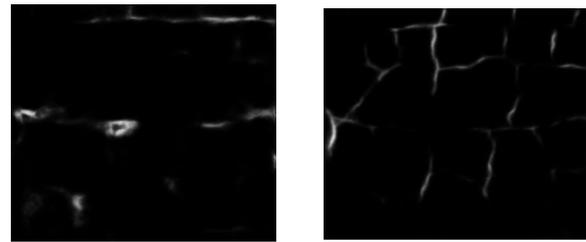


図 5 U-Net を用いた亀裂検出結果

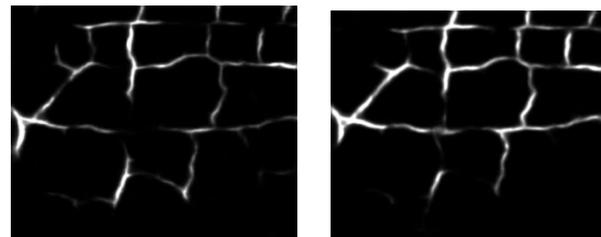


図 6 回転した反射強度画像による亀裂検出結果の和



図 7 棒状の付属物



図 8 付属物抽出例

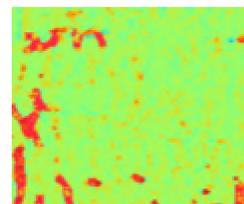


図 10 B-spline 曲面を用いた劣化検出結果

#### 参考文献

- [1] Y. Shinozaki, H. Masuda: Point-Based Virtual Environment for Detecting Scaffolding, Wearing, and Cracks of Furnace Walls, ASME Computers and Information in Engineering (2018).
- [2] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox: U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 234-241 (2015).
- [3] L. Yang, B. Li, W. Li, Z. Liu, G. Yang, J. Xiao: Deep Concrete Inspection Using Unmanned Aerial Vehicle Towards CSSC Database, Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (2017)
- [4] Kaiming He and Georgia Gkioxari and Piotr Dollár and Ross Girshick: Mask R-CNN, arXiv(2017)