

## 複数画像に基づく検出結果のばらつきを考慮した損傷の3D マッピング

徳山工業高等専門学校 正会員    ○山根 達郎 東京大学 正会員    全 邦釘  
 埼玉大学 正会員    党 紀 東京大学 正会員    本田 利器

### 1. はじめに

橋梁点検の効率化のために、機械学習による画像からの損傷検出に関する研究が多く行われている。しかし、画像から損傷を検出するだけでは、損傷の3次元的位置は分からない。そこで近年、損傷の詳細な位置を記録するために、3次元モデル上に損傷を記録する維持管理システムの研究が進んでいる。

損傷を3次元モデルに記録するために機械学習を用いる場合、損傷の検出精度は機械学習モデルの性能の他に、対象画像の品質にも左右される。例えば、影や光の反射などの影響を受けると、カメラの位置によっては、損傷の判定が困難になることがある。そのため、精度良く損傷の記録を行うためには、様々な角度や距離から撮影された画像から損傷を検出して、その結果を統合して記録することが望ましい。

また、現在研究されている3次元モデルへの記録方法では、損傷のみが記録されるため、記録が存在しない箇所には、損傷が存在しないのか、それとも点検時に見落としがあったのかまでは判断ができない。

そこで本研究では、Structure from Motion (SfM) と Deep Learning を用いて、複数の画像から画素単位での損傷検出を行い、その結果を統合して3次元モデルにマッピングする手法を提案する。本提案手法によって、複数の画像の解析結果のばらつきを考慮した記録が可能になる。また、損傷領域だけでなく、損傷が存在しない領域も3次元モデルから確認することが可能になる。これにより、損傷規模や検査漏れが生じている領域まで客観的に把握できるようになる。

### 2. 提案手法

#### 2.1. 損傷検出モデル

本研究では、画像から損傷を検出するために、Deep Learning による Image segmentation モデルを構築した。なお、本研究では検出する損傷として腐食損傷を想定したが、提案手法はコンクリートの剥離などの他

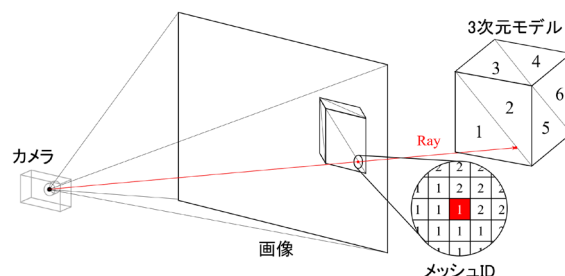


図-1 各画素へのメッシュ ID の格納

の損傷にも適用できる。本研究では、損傷を精度良く抽出するために、画像をグリッド状に分割してラベルの予測を行った後に、Bilinear 補間によりアップサンプリングを行う手法である PointRend<sup>1)</sup>を組み込んだ Mask R-CNN によって損傷検出モデルを構築した。

学習においては、腐食損傷を撮影した学習データを 1966 枚用意し、これらの画像の 80% を training データ、10% を validation データとして学習を行った。そして、学習データのうち残りの 10% を test データに用いて精度評価を行った結果、Accuracy=0.94, Precision=0.80, Sensitivity=0.67, Specificity=0.97, F-measure=0.73 となった。なお、PointRend を組み込んでいない Mask R-CNN モデルを用いて、同じ条件で学習および検出を行った場合は F-measure=0.62 となった。このことから、PointRend を組み込むことによって腐食検出の精度が向上したことが分かる。

#### 2.2. 損傷反映アルゴリズム

本提案手法では、3次元モデルをメッシュ分割し、各メッシュに対して画像解析結果の反映を行う。そこで、図-1 に示すように、SfM によって同定されたカメラ座標と画像の各画素を通るベクトルを求め、そのベクトルがモデルのどのメッシュと最初に交差するかを算出する。モデルの各メッシュには予め固有の ID を割り当て、画像の各画素に対して、最初に交差したメッシュの ID を格納する。このようにして、全ての画像の全ての画素に対して各メッシュの ID

キーワード Deep Learning, Image Segmentation, Structure from Motion, 損傷, 橋梁, 3次元モデル  
 連絡先 〒745-8585 山口県周南市学園台  
 徳山工業高等専門学校 土木建築工学科 yamane@tokuyama.kosen-ac.jp

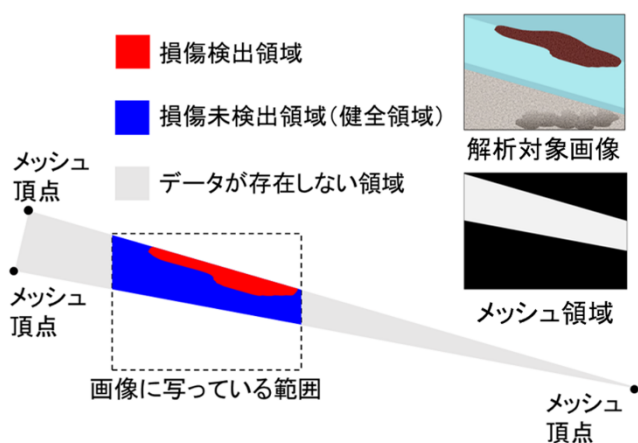


図-2 任意のメッシュへの解析結果の反映

を対応付けることで、図-2 に示すように、着目しているメッシュに画像解析結果を反映できる。なお、画像の範囲外については、損傷の有無に関する情報は得られない。また、着目しているメッシュとカメラとの間に他のメッシュが存在している場合も、その領域における損傷の有無に関する情報は得られない。

最後に、複数の画像解析結果を統合するために、解析結果が反映された2次元画像平面上のメッシュを、3次元モデル上のメッシュにそれぞれ射影変換する。

各画像解析結果を統合する際、解析結果のばらつきを考慮した損傷の記録を行うために、複数の解析結果をもとに、橋梁の表面のある点における損傷確率と分散を算出する。ここでは、損傷が存在する画素の値を1、損傷が存在しない画素の値を0と考える。そして、複数の画像を解析して判定結果がばらつく場合、その領域の損傷確率は0~1の値で表される。ここで、解析結果が得られていない初期状態においては、着目している領域の損傷確率は不明である。その状態から、損傷確率を知りたい領域を撮影した画像を $n$ 枚分追加することで、ベイズ推定により損傷確率の事後分布が求まる。ここで、解析結果は「損傷」および「非損傷」のいずれかで表される二項分布となる。そこで、損傷と判定された回数を $\gamma$ とすると、共役事前分布である $\beta$ 分布を事前分布 $Be(1,1)$ とすれば、損傷確率の事後分布 $Be(\gamma+1, n-\gamma+1)$ が求まる。そして、橋梁の3次元モデル表面においては、事後分布の期待値および分散によって解析結果を表す。

### 3. 結果および考察

構築したモデルおよび提案手法を用いて、実橋梁

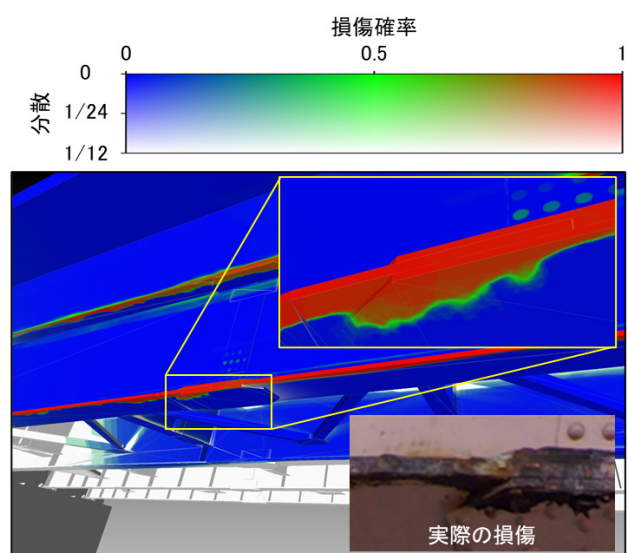


図-3 実橋梁への適用結果

における損傷の3Dマッピングを行った。ここでは、顕著な腐食が発生している鋼桁橋の下流側側面を撮影した233枚の画像を用いた。結果を図-3に示す。

図-3の青い領域は、損傷確率の期待値が低い領域である。また赤い領域は、損傷確率の期待値が高い領域である。一方、色がついていない領域(白い領域)は、損傷確率の確率分布の分散が大きい領域である。すなわち、解析を行った画像が存在せず、データがないとされている領域である。また、損傷領域と非損傷領域の境目では、緑色でマッピングされている領域が存在する。これは、画像ごとの検出誤差や、カメラ座標の推定誤差によってモデルへの投影位置にわずかにずれが生じるためと考えられる。以上のように、本提案手法によって、複数の解析結果を3次元モデル上で統合してマッピングできることが確認できた。

### 4. おわりに

本研究では、SfMとDeep Learningを用いて、複数の画像から検出された損傷を統合して橋梁の3次元モデルに記録する手法を提案した。提案手法を実際の橋梁に適用し、解析結果のばらつきを考慮した記録や、損傷が存在しない領域の記録、データが取得されていない領域の確認ができることが示された。

### 参考文献

- 1) Kirillov, Y. Wu, K. He and R. Girshick: PointRender: Image Segmentation As Rendering, In 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.9796–9805, 2020.