

## 深層学習によるセマンティックセグメンテーションを用いたインフラ施設の設備部材検出

松江工業高等専門学校専攻科 学生会員 ○野津 秀太, 小瀧 初音  
 松江工業高等専門学校環境・建設工学科 正会員 大屋 誠  
 株式会社フソウ 非会員 相谷 明宏

## 1. はじめに

インフラ施設の維持管理や更新において、既存設備等の部材特性や数量等を適切に把握する必要がある。また、維持管理・更新の効率化のためには、既存施設の属性情報や設計・施工情報等の参照資料を3次元形状に組み込んだBIM/CIMモデルの構築が必要である。近年では、インフラ施設の現状を把握するために、全天球動画やレーザースキャナー等による画像や点群を取得するケースが増加しているが、それらのデータとBIM/CIMモデルを連携させ、有効活用するためには、画像や点群で部材の種類や大きさの特定が求められる。

そこで本研究では、深層学習を用い、撮影した全天球動画から水インフラ施設の設備部材をセグメンテーションにより識別可能か検討することを目的とする。

## 2. システムの概要

深層学習の一つの手法であり、色や形状といった特徴から物体を部材ごとに分類するセマンティックセグメンテーションを用いる。システムの概要を図1に示す。本システムは、あらかじめアノテーションによりラベル付けした画像データを教師データとして作成し、教師データを深層学習により学習させ、未知の画像に映る設備部材を適切に識別可能か検証した。

ミッド構造を含む5種類のフィルターによって、様々な入力には、水インフラ設備の維持管理のために取得した全天球動画から、スナップショットにより切り出した画像データを用いる。DeepLabv3+の転移学習を行う場合には、画像サイズを513×513画素以内とすることが推奨されるため、教師データの作成にあたり、3840×2048画素のデータを512×276画素に縮小した。また、教師画像としてのラベル付けは、アノテーションツールであるlabelme<sup>3)</sup>を用い、画像データに写っている部材形状を部材ごとにピクセルで囲い、その形状にラベルを付し、教師データとする。図2に教師画像データの例を示す。教師データは、学習モデル構築用データ(train data 及び validation data)と学習モデル検証用データ(test data)に分割した。表1にセグメンテーションで用いたデータ数を示す。

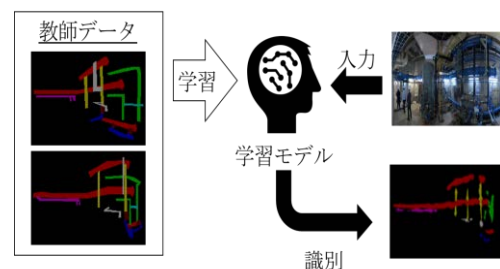


図1 設備部材識別システムの概要

## 3. 入力と学習

本研究では、DeepLabv3+<sup>2)</sup>の転移学習により部材推定を行う。DeepLabv3+は、入力画像に対して畳み込みを行い、特徴抽出を行うエンコーダーとブロックによって抽出された情報を徐々にアップサンプリングし、セマンティックセグメンテーションの出力に変換するデコーダーの2つのニューラルネットワークにより構成される。畳み込み層における特徴抽出にXceptionモジュールを用い、Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP) と呼ばれる異なるレートの拡張畳み込み層を持つピラ

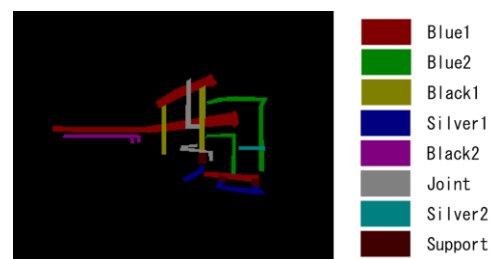


図2 ラベル付けした教師画像データの例

表1 セグメンテーションで用いたデータ数

Training data	Validation data	Test data
409	91	10

キーワード 全天球動画, Deep Learning, セマンティックセグメンテーション

連絡先 〒690-8518 島根県松江市西生馬町 14-4 松江工業高等専門学校 環境・建設工学科 TEL 0852-36-5268

4. 結果とシステムの評価

(1) 結果

図 3 に本研究で得られた Deeplabv3+での test data に対するセマンティックセグメンテーションの結果を示す。教師データには 9 種類のラベルを付したのに対し、教師データを学習させた Deeplabv3+によって識別ができたのは background, Blue1, Blue2, Black1, Silver1, Black2, Joint の 7 種類のラベルであり、Silver2 と Support は識別できなかった。

(2) システムの評価

本研究では、領域検出において一般的に用いられる Intersection over Union (IoU)により、構築したモデルの評価を行った。IoU は、正解領域と予測領域がどの程度重なっているかを示す指標で、以下の式 (1) で定義される。

$$IoU = \frac{TP}{TP + FN + FP} \quad (1)$$

ここに、正解した領域を TP、正解領域を別のラベルと予測した領域を FP、別のラベル領域を誤って正解と予測した領域を FN とする。ラベルごとの IoU の平均をとることで Mean IoU (以下、mIoU と略称) が求められる。test data 10 枚に対して background を除いたラベルごとに IoU を算出し、10 枚の IoU の平均値を求めた。表 2 に本研究で得られた各ラベルの mIoU の結果を示す。また、本研究における各ラベルの mIoU の平均値を算出したシステム全体の mIoU は 0.180 であった。ラベルによって識別可能な領域が大きく異なるが、ラベルごとの mIoU は教師

データにアノテーションされた領域が大きいラベルほど高く、小さいほど低くなっていることが確認された。

5. おわりに

本研究では、Deeplabv3+により、水インフラ施設の維持管理における部材の識別について検討を行った。教師データ量の差によって識別精度が大きく異なることがわかった。また、各ラベルの mIoU より、本研究で得られた mIoU はかなり小さく、識別精度が低い。Chen らの研究<sup>2)</sup>では本研究の約 6 倍の教師データ数で mIoU が 0.78 という結果であるため、教師データを増やすことや教師データを部材毎に分けることによって識別精度を向上させることができると考えられる。

参考文献

- 1) 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. J2, pp. 418-427, 2021
- 2) L.-C. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou, F. Schroff, and H. Adam : Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation, ECCV, 2018.
- 3) B.C. Russell, A. Torralba, K. P. Murphy and W.T. Freeman: Labelme: A Database and Web-based Tool for Image Annotation, International Journal of Computer Vision, 77, pp.157-173, 200

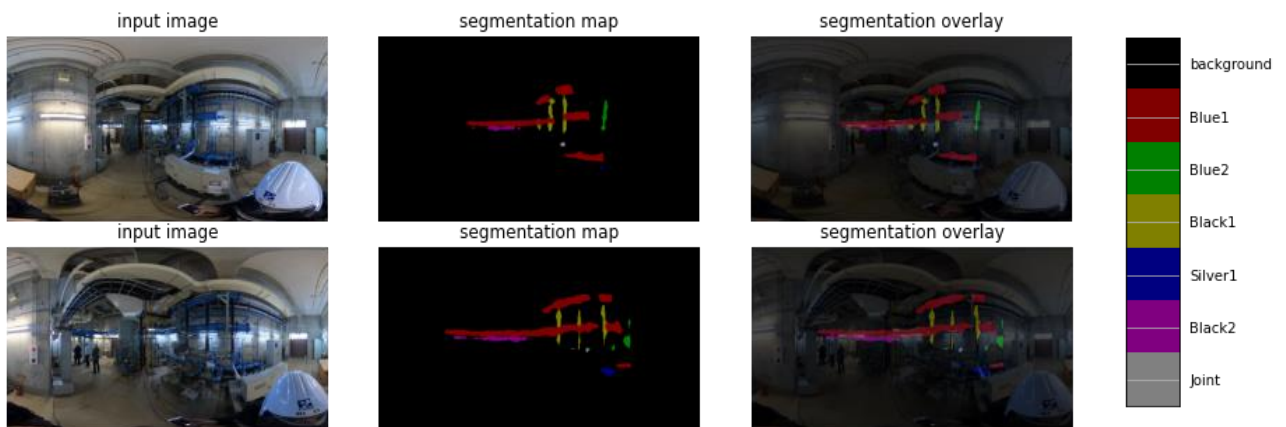


図 3 セマンティックセグメンテーションの結果

表 2 mIoU による各ラベルの識別精度の評価結果

Label	Blue1	Blue2	Black1	Silver1	Black2	Joint	Silver2	Support
mIoU	0.539	0.563	0.277	0.0282	0.0242	0.00177	0.00	0.00