

# BIM/CIM モデルとインスタンス・セグメンテーションを用いた 建設工事の進捗モニタリング

大阪大学 学生会員 ○米田恵弥  
大阪大学 フェロー会員 矢吹信喜  
大阪大学 正会員 福田知弘

## 1. はじめに

我が国における建設業の労働生産性は製造業の半分しかなく、建設業就業者数は減少が続いている<sup>1)</sup>ことから、建設生産プロセスである調査・測量、設計・施工、維持管理・更新において建設業の生産性を向上させる重要性が提唱されている<sup>2)</sup>。建設工事の進捗管理は、施工完成形に対して施工して出来上がった部分の確認と管理を行うことで、建設工事においては必須の作業である。進捗管理の方法には建設物の目視や計測による直接測定と、現場で写真撮影をして図面との比較によるものがある。こうした手法では、部材ごとに図面と見比べて確認をしなければならず、データ入力量が多くなり時間と労力がかかり間違いが発生しやすい。ゆえに、BIM/CIM (Building/Construction Information Modeling, Management) を活用することにより、建設物の進捗や生産の管理などの作業の自動化を行い、効率化する研究が取り組まれている。また、画像認識とは、画像の中に何が写っているのかをコンピュータや機械が識別し、画像から適切な特徴量を学習の過程で読み取り、その特徴を様々な学習機に入れて新たな画像を認識できるようにした技術である。ここ数年、深層学習の発展に伴い、画像認識技術は大いに発達した。本研究では、BIM/CIM モデルと深層学習のうちインスタンス・セグメンテーションを用いて、建設工事の進捗モニタリングシステムを開発することを目的とした。

## 2. 既往研究

### (1) BIM を用いた施工進捗

BIM/CIM はコンピュータ上に作成する 3 次元モデルを用いて計画・調査・設計を行うことにより、その後の施工・維持管理の各段階においても 3 次元モデルを連係・発展させ事業全体にわたる関係者間の情報共有を容易にすることにより、一連の建設生産・管理システムの効率化・高度化を図るシステムである。

Golparvar-Fard ら<sup>3)</sup>は、工程管理ソフトウェアを利用しながら、点群位置を計算することにより点群を表示して BIM にあてはめることにより、建設工事の進捗と生産性と遅延のリスクを監視する手法を提案している。しかし、人が作業するべき部分が多く存在することにより、完全な自動化には至っていない。Matthews ら<sup>4)</sup>は、建設作業時にクラウドベースの BIM を使用することにより建設プロセスをリアルタイムに進捗管理をする手法を提案している。人が行う作業部分の効率化はなされているが、施工が完了している箇所を人が全て入力しなくてはならなくなっている。

### (2) 画像認識の各手法

2012 年に深層学習を画像認識に適用して高精度な結果が得られたことによって、AI (Artificial Intelligence) を用いた画像認識が普及した。具体的な手法としては、画像に写っている物体の名称を識別し、位置までは判断しないカテゴリ識別から始まり、矩形で物体の位置を切り出す物体を検出する物体検出が開発された。物体検出には、まず画像から物体があると予測される領域を検出し、検出した領域について画像認識を行う R-CNN<sup>5)</sup> (Regions with CNN features) や推論速度と学習速度向上を実現した Faster R-CNN<sup>6)</sup>がある。さらに、ピクセルレベルで物体領域を認識するセマンティックセグメンテーション、それぞれの物体を区別しつつピクセルレベルで物体領域を認識するインスタンスセグメンテーションへと発展している。その代表例である Mask R-CNN<sup>7)</sup>は、Faster R-CNN を拡張したものであり、既存の処理に物体がある領域のみ認識する

---

キーワード 建設工事, インスタンス・セグメンテーション, BIM/CIM, モニタリング, 橋  
連絡先 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1 大阪大学 大学院工学研究科 TEL06-6877-5111 (代表)

ことの推論を付け加えたものである。分類とバウンディングボックス回帰の既存の処理に加えて、各関心領域 RoI (Region of Interest) のセグメンテーションマスクを予測する処理を追加している。マスク処理は各 RoI に適用され、ピクセルごとにセグメンテーションマスクを予測する。Mask Scoring R-CNN<sup>8)</sup>は Mask R-CNN を改良し、精度を向上したものである。Mask R-CNN の課題として、クラススコアだけでマスクを評価していたため、スコアが高くてもマスクの質が低いことが挙げられる。新たにマスク品質を評価するブロックを入れ込むことで、スコアとマスクの質に相関関係が出るようにしたものである。従来の物体検出とクラススコアとマスク推定に加え、MaskIoU を回帰して求めるブロックも導入されている。インスタンスセグメンテーションには他に、リアルタイム性を重視した YOLACT++<sup>9)</sup>があるが、Bolya ら<sup>9)</sup>は、Mask Scoring R-CNN の方が精度は高いと報告している。

### (3) 画像認識を利用した建設部材の検出

画像認識を利用して、建設部材を検出する研究が行われている。Hamledari ら<sup>10)</sup>は、コンピュータビジョンを使用して建設中の屋内の建設部材を自動的に検出する手法を提案した。しかし検出が可能な対象物の種類が少なくなってしまう。井筒ら<sup>11)</sup>は、鋼骨組構造を対象として深層学習によりセマンティックセグメンテーションで画像内の部材の領域の検出を行うことにより BIM モデル上で施工状況を再現する手法を提案した。しかし作成したモデルと部材検出結果の画像を統合するときに課題がある。他にも、Lu ら<sup>12)</sup>は、鉄筋コンクリート橋の点群を使用して構造部材を検出する手法が提案された。この手法により点群から 3 次元モデルを効率的に生成することが可能であるが、複雑な幾何学形状を有するものや点群データが不均一に分布している場合は構造部材の検出性能に影響が生じてしまう。

## 3. システムの概要

### (1) 開発システムの概要

開発システムの概要を図-1 に示す。まず設計段階で BIM モデルは完成しているものとする。施工中に対象とする施工現場の写真を多数、異なる複数の方向から撮影する。撮影した写真を Mask Scoring R-CNN<sup>8)</sup>で、インスタンス・セグメンテーションを行い部材を検出した結果の画像を作成する。次に、施工現場の写真から SfM (Structure from Motion) で 3D モデルを構築する。それから、部材検出結果の画像と SfM のモデルと設計 BIM モデルを重ね合わせ、一致している部分は、出来あがっていると判断し、出来形を表示する。出来形を表示するときには、部材検出結果の画像を対象とした建設物を示す設計 BIM モデルに反映させることで、建設現場をシステム上で再現する。部材検出結果の画像と SfM のモデルと BIM モデルを統合することで、建設時に使う足場や柵などの仮設構造物と本設構造物の区別ができ、さらに建設工事で出来上がった部分の各部材の区別も可能になる。また部材検出結果の画像と作成した 3 次元モデルの統合を行うときは部材が重なっている場合や建設物がかなり大きい場合、一枚の写真では全ての部材を映すことができないことがあることと、SfM で 3D モデルを作成するためには多数の異なる方向から撮影しなければならないことから、複数方向の画像から施工が完成した部分を検出することができるようにする。

建設現場をシステム上で再現する方法を図-2 に示す。システムは Unity<sup>13)</sup>と呼ばれるゲームエンジンを用いて開発を行っている。SfM の 3D モデルによって得られるカメラ位置から、Unity で利用できる Raycast 機能によって光線 Ray を照射する。光線を Mask Scoring R-CNN によって得られる建設現場の写真の部材検出のマスク画像方向に照射し、マスク画像を通過後、設計 BIM モデルにあたった部材が施工が出来ている部材となる。

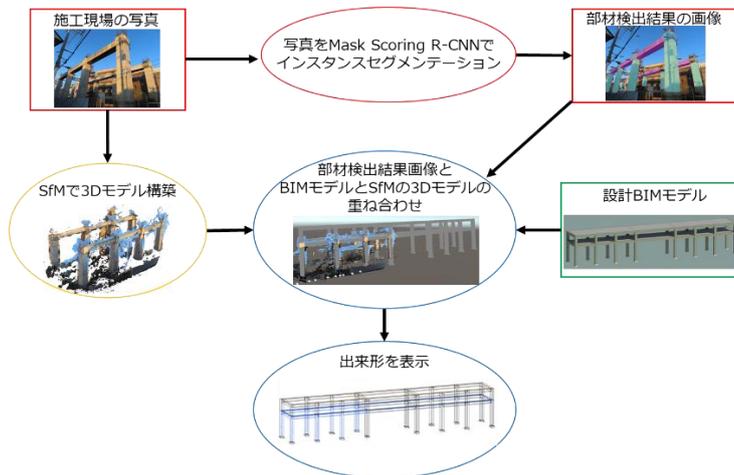


図-1 開発システムの概要

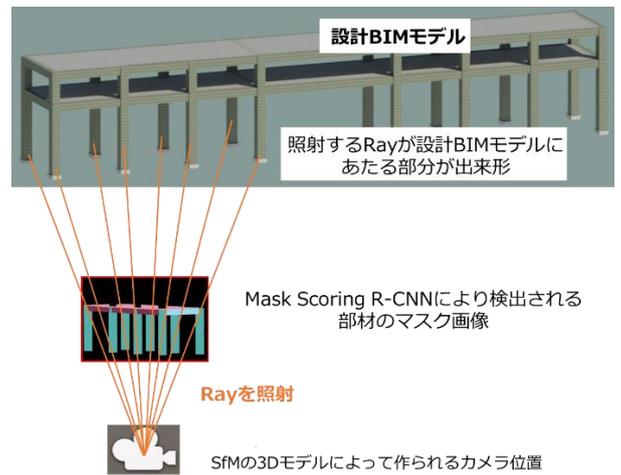


図-2 システム上で建設現場の再現

## (2) 事例となる対象地

現在、大阪府の阪急京都線・千里線淡路駅周辺における線路の連続立体交差事業が行われている。鉄道を高架化することで踏切を減らし、都市内交通の円滑化や分断された市街地の一体化による都市の活性化を図ることを目標としている事業である<sup>14)</sup>。本研究の建設工事のリアルタイムモニタリングシステムの検証を行うために、線路の連続立体交差事業で施工されている高架橋を事例となる対象構造物とする。対象構造物を図-3に示す。



図-3 事例となる対象構造物

## 4. 施工完了部分の部材検出

### (1) 学習に用いるデータセット作成

本研究の対象としている高架橋の各部材を画像認識できる学習済みモデルは公には公開されていないため、写真から部材検出を行うために、学習用データセットを作成している。学習用データセットは既存の学習済みモデルをファインチューニングして、既存のモデルでは検出できない新たな対象を検出することが可能な学習の重みに更新するために用いる。既存の学習済みモデルには COCO (Common Object in Context) データセットにより作られる重みを使用している。橋梁の柱、主桁、横桁、床板及び接合部を検出対象とする。学習に用いる橋梁の写真は主に東海道新幹線や高速道路で撮影を行っている。LabelMe<sup>15)</sup>を使用し各画像に検出対象とする部材ごとにその部材の部分に覆うように枠で囲み、名前を付けることでラベル付けを行う。高速道路の学習用データセットの一例を図-4に示す。



(a) 元画像



(b) ラベル付き画像

- 柱
- 主桁
- 横桁
- 床板
- 接合部

図-4 高速道路の学習用データセットの一例

## (2) 部材検出結果

作成したラベル付きデータセットを用いてインスタンス・セグメンテーション手法の一つである Mask Scoring R-CNN で柱、主桁、横桁、床板、接合部を検出できるような独自データを学習した。学習に使用する枚数は 1000 枚、学習に使用する GPU は NVIDIA Geforce RTX 3090 Super である。Mask Scoring R-CNN により学習を行い、対象としている高架橋の画像のインスタンス・セグメンテーションにより得られる部材検出結果を図-5 に示す。



(a) 元画像



(b) 部材検出画像

図-5 部材検出結果

精度評価には 5 分割交差検証を用いる。LabelMe によりラベル付けを行うと検出対象とする部材の名前や画像中の座標位置などの情報が書かれている JSON (JavaScript Object Notation) 形式のファイルが生成される。学習に使用する画像と JSON データを訓練用データ 800 枚、検証用データ 200 枚に分けて 5 回学習を行い、精度評価指標である mAP (mean Average Precision) を算出する。各回算出した mAP を表-1 に示す。mAP の平均値は 64.6% となった。Mask Scoring R-CNN の mAP が 38.2% となっているため、64.6% という値は画像から物体を検出するために必要な精度を大きく欠く結果にはなっていないと判断できる。

表-1 各学習回の mAP 値

| 回目     | 1    | 2    | 3    | 4    | 5    | 平均値  |
|--------|------|------|------|------|------|------|
| mAP(%) | 65.2 | 64.2 | 64.8 | 63.9 | 64.8 | 64.6 |

## (3) 部材検出結果の画像と SfM の 3D モデルと設計 BIM モデルの重ね合わせ

### a) マスク画像

部材検出結果の画像から各部材の検出部分のみ色を残しつつ透過度を 0 にすると、検出部分以外は R=0,

G=0, B=0 (R: 赤, G: 緑, B: 青) に設定することにより黒くなっているマスク画像を作成する。マスク画像を図-6 に示す。

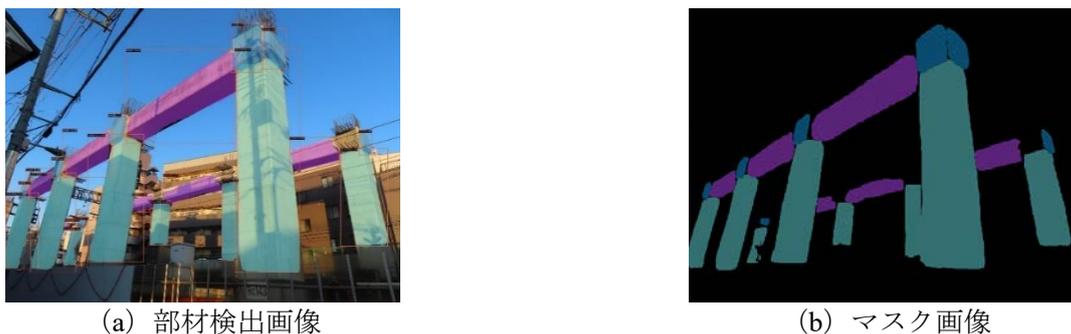


図-6 部材検出結果のマスク化画像

### b) 設計 BIM モデル

Autodesk 社の 3 次元 CAD ソフトウェア Revit2020 を用いて対象高架橋の設計 BIM モデルを作成した。作成した設計 BIM モデルを図-7 に示す。寸法は淡路駅周辺における線路の連続立体交差事業において示されている断面図と平面図や現場で実際に測量した数値からおおよその寸法を把握し作成を行った。Revit2020 でモデルを作成すると、それぞれの部材に要素 ID が属性情報として与えられる。管理タブの情報パネルから部材に与えられた要素 ID が確認できて、「コンクリート-長方形-柱 1000×1200mm [377475]」や「コンクリート-長方形梁 1000×1000mm [377774]」のように構造部材名称、寸法、要素 ID の順で名づけられている。

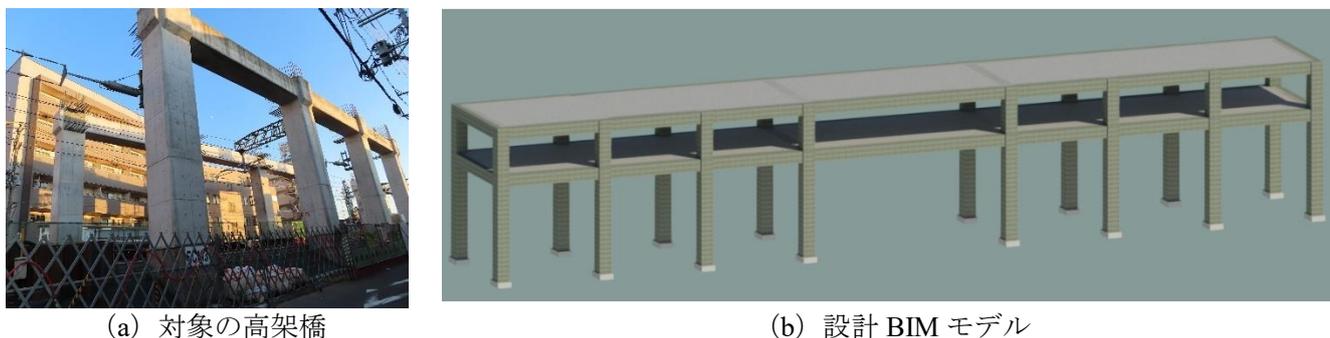


図-7 対象の高架橋の設計 BIM モデル

### c) SfM による施工現場の 3D モデル

カメラの撮影位置と対象とした構造物の位置関係を把握するために SfM で 3D モデルを構築した。複数枚の画像から高密度ポイントクラウドやテクスチャポリゴンモデルなどの 3 次元モデルを生成できる Agisoft 社の Metashape<sup>16)</sup>を用いた。構築した 3D モデルを図-8 に示す。図には撮影位置が表示されており、対象とした構造物と撮影位置との関係がわかる。

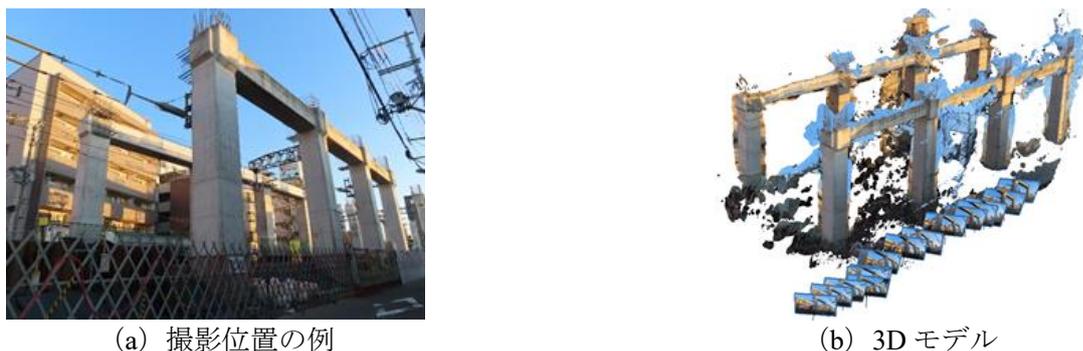
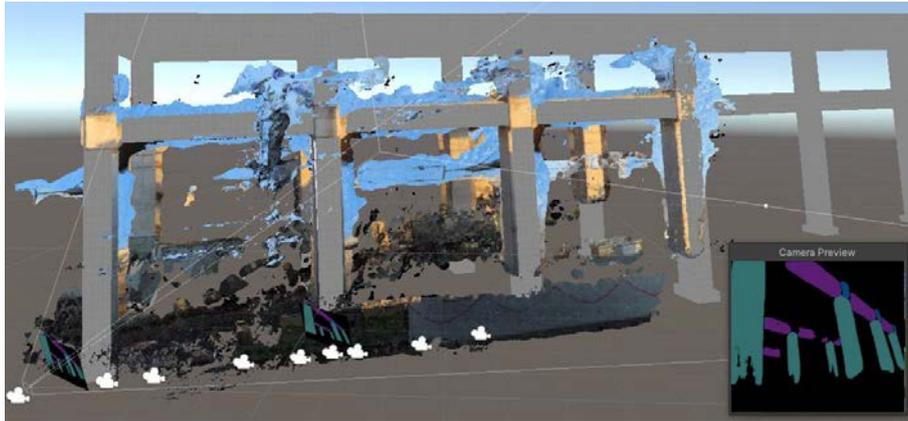


図-8 施工現場の 3D モデル

#### d) 重ね合わせ

Unity 上で、設計 BIM モデルと SfM で作成した施工現場の 3D モデルを統合して、施工現場における施工完成時の対象構造物と撮影位置の位置関係を再現する。それから部材検出結果の画像から部材を取得するために、部材検出結果の画像を SfM により取得した撮影位置にあるカメラの画角に合わせて配置する。カメラ位置にあるカメラの物体にはカメラで撮影した時に実際に映る範囲を表わす線が表示されているため、範囲を表す線や Camera Preview を使ってマスク画像を配置する。Unity 上で、部材検出結果のマスク画像と設計 BIM モデルと SfM の 3D モデルを統合した図を **図-9** に示す。

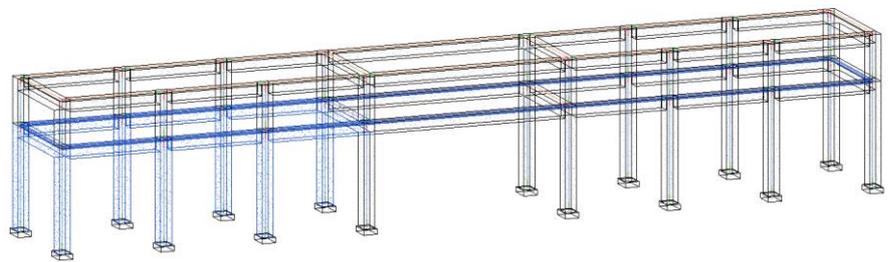


**図-9** マスク画像と BIM モデルと SfM の 3D モデルの統合

部材取得方法は、Unity で利用できる Raycast 機能により、画像を配置したカメラ位置から光線をインスタンス・セグメンテーション結果を用いたマスク画像方向に照射し、マスク画像を通過して光線に衝突した部材を取得する。マスク画像を通過した時に RGB 値を取得し、部材検出部分を表す色以外を通過した光線は消去し設計 BIM モデルにおいて施工が完了していない部分は選択しないようにする。BIM モデル作成に使用した Revit2020 に構造部材に要素 ID が属性情報として与えられ、部材の名称が「コンクリート-長方形-柱 1000×1200mm[377475]」ように構造部材名称、寸法、要素 ID の順で格納されているので[]の中にある要素 ID の部分だけ取り出せるようにする。得られた要素 ID を Excel に表示し、取得できた要素 ID が表す部材を選択し設計 BIM モデルに表示する。設計 BIM モデルで出来あがった部材のみを青色で表示する。出来あがった部材を表示している設計 BIM モデルを **図-10** に示す。

|                            |          |
|----------------------------|----------|
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377116] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377151] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377225] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377250] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377352] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377447] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377475] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [377513] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [378205] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [378259] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [378283] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [378317] |
| コンクリート-長方形-柱 1000 x 1200mm | [378425] |

取り出す要素 ID



施工完了部材の表示

**図-10** 出来あがった部材を表示している図

## 5. 建設工事のリアルタイムモニタリング

### (1) 建設物の施工進捗後

建設工事をリアルタイムにモニタリングするために **図-11** に示すように建設工事が進んでいる場面を用いる。



図-11 対象建設物の建設工事の進捗

## (2) リアルタイムモニタリング

図-11 の青色で囲んでいる部分を対象にし、4章2節から5章までの操作を行った。作成した部材検出結果のマスク画像と設計 BIM モデルと SfM の 3D モデルを重ね合わせて、要素 ID を取得し、建設工事の進捗後の出来あがった部材を表示した。図-12 に重ね合わせた図、図-13 に出来あがった部材を表示している図を示す。

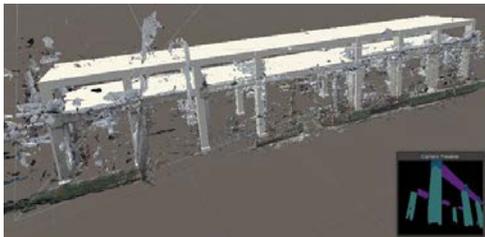


図-12 進捗後の重ね合わせ

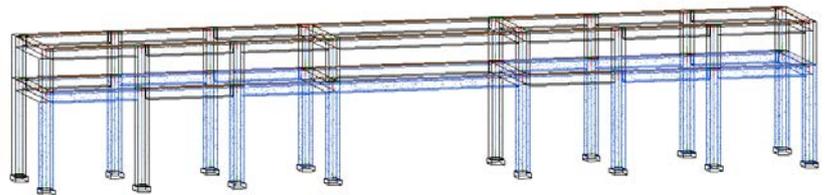


図-13 進捗後の出来あがった部材の表示

## 6. 結論

施工現場において建設工事の出来あがった部分を確認することが出来るシステムの構築を行った。施工現場の写真から写真に写っている部材を検出し、検出した部材を BIM モデルに反映させることで、施工が出来ている部材を見ることが出来た。以下に得られた結果を示す。

- 既存の学習済みモデルをファインチューニングして橋梁の主要構造部材である柱と桁と横桁と床板と接合部を検出できる重みを作成することにより、対象構造物の写真から建設現場における施工が出来ている部材を Mask Scoring R-CNN により検出することが出来ることを確認した。
- SfM の 3D モデルを活用することで、対象構造物と写真を撮影した場所の位置関係を把握することが可能になり、ゲームエンジンである Unity を使って、部材検出結果の画像と設計 BIM モデルと写真の撮影位置を示す SfM のモデルを統合することで、施工が実施されている部材を示す部材検出結果の画像の情報を BIM モデルに反映させることができ、BIM モデルで部材ごとに付与されている要素 ID を取得するシステムを構築した。
- 建設工事が進捗した場合は統合して要素 ID を取得する一連の流れを繰り返すことで、施工が出来あがった部材を取得することができ、建設工事をリアルタイムにモニタリングすることが出来た。

今後の課題は部材検出精度の精度向上をさせること、構造物の形状によらずシステムを適用出来るようにすること、施工が出来ている部分を確認しやすくすることである。

## 7. 参考文献

- 1) 一般社団法人 日本建設業連合会：建設業ハンドブック 2020,  
<<https://www.nikkenren.com/publication/handbook.html>> (入手 2021.02.09).

- 2) 国土交通省：建設産業の現状と課題, <<https://www.milt.go.jp/common/001149561.pdf>> (入手 2020.09.04).
- 3) M. Golparvar-Fard, D. Hoiem, JJC. Lin, KI. Han, JM. Degol, S. Savarese: Computation of point clouds and joint display of point clouds and building information models with project schedules for monitoring construction progress, productivity, and risk for delays, US Patent App, 15/956, 266, 2019.
- 4) J. Matthews, P.E.D. Love, S. Heinemann, R. Chandler, C. Rumsey, O. Olatunji: Real time progress management: Re-engineering processes for cloud-based BIM in construction, Automation in Construction, vol.58, pp.38-47, 2015
- 5) R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, L. Malik: Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 580-587, 2014.
- 6) S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun: Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 39(6), pp.1137-1149, 2016.
- 7) K. He, G. Gkioxari, P. Dollár, R. Girshick: Mask R-CNN, IEEE International Conference on Computer Vision, pp.2980-2988, 2017.
- 8) Z. Huang, L. Huang, Y. Gong, C. Huang: Mask Scoring R-CNN, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.6409-6418 2019.
- 9) D. Bolya, C. Zhou, F. Xiao, Y. J. Lee: YOLACT++: Better Real-time Instance Segmentation, arXiv preprint arXiv:1912.06218, 2019.
- 10) H. Hamledari, B. McCabe, S. Davari: Automated computer vision-based detection of components of under construction indoor partitions, Automation in Construction, 74, pp.78-94, 2017.
- 11) 井筒竜宇, 矢吹信喜, 福田知弘：深層学習を用いた鋼骨組構造における出来形検出に関する基礎的検討, 土木学会論文集 F3 (土木情報学), vol.75, No.2, pp.1\_94-1\_105, 2019.
- 12) R. Lu, I. Brilakis, C. Middleton: Detection of structural components in point clouds of existing RC bridges, Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 34(3), pp.191-212, 2019.
- 13) Unity: Unity, <<https://Unity.com/ja>> (入手 2021.02.01) .
- 14) 大阪市：阪急電鉄京都線・千里線（淡路駅付近）連続立体交差事業, <<https://www.city.osaka.lg.jp/kensetsu/page/0000160751.html>> (入手 2021.01.25) .
- 15) MIT, Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory: LabelMe. The Open annotation tool, <<http://labelme2.csail.mit.edu/Release3.0/browserTools/php/credits.php>> (入手 2021.01.25) .
- 16) Agisoft Metashape: Discover intelligent photogrammetry with Metashape, <<https://oakcorp.net/agisoft/>> (入手 2020.2.01) .