

## (45) 生産性向上支援システムの映像認識AIを用いた 建設現場の可視化

西田 拓也<sup>1</sup>・瀬戸 康平<sup>2</sup>・矢吹 信喜<sup>3</sup>・藤島 崇<sup>4</sup>

<sup>1</sup>非会員 株式会社奥村組 ICT戦略室 企画グループ (〒108-8381 東京都港区芝5-6-1)

E-mail: takuya.nishida@okumuragumi.jp

<sup>2</sup>正会員 株式会社奥村組 ICT戦略室 (〒108-8381 東京都港区芝5-6-1)

E-mail: kohei.seto@okumuragumi.jp

<sup>3</sup>フェロー会員 国立大学法人 大阪大学教授 大学院工学研究科 環境・エネルギー工学専攻  
(〒565-0871 大阪府吹田市山田丘2-1)

E-mail: yabuki@sec.eng.osaka-u.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 一般社団法人 日本建設機械施工協会 施工技術総合研究所  
(〒417-0801 静岡県富士市大淵3154)

E-mail: fujishima\_t@cmi.or.jp

国土交通省は、建設現場の生産性向上を目指すi-Constructionと、統合イノベーション戦略（平成30年6月15日閣議決定）を受け、「建設現場の生産性を飛躍的に向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクト」を始動した。本論では、同プロジェクトの助成により実施した、映像から建設機械や作業員の動き・作業内容等の情報を自動で取得する映像認識AIと、映像認識AIやIoTセンサーのデータをリアルタイムにデジタル空間に表現するデジタルツインを用いて、施工データを視える化をすると共に、同データを活用して建設現場の労働生産性を向上させる施策への取組である試行業務の事例について述べる。

**Key Words :** AI, IoT, Lean Construction, kaizen, labor productivity

### 1. はじめに

国土交通省では、「建設現場の生産性を飛躍的に向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクト」の公募を行い、平成30年度において「施工の労働生産性向上を図る技術」として19件、「品質管理の高度化等を図る技術」として14件の合計33件の技術が選定され、現場試行が行われた。

本論では、同プロジェクトにて求められた「データを活用して土木工事における施工の労働生産性の向上を図る技術」を実現させる「施工改善支援システム」で適用した「映像認識AI」について詳述する。

なお、本試行ではリーンコンストラクションと呼ばれる建設方式に基づいた、生産性向上の施策を行う事で、労働生産性の向上を目指した。表-1にリーンコンストラクションの定義を示す。

表-1 リーンコンストラクションの定義

| リーンコンストラクションの定義 |                                                                                                 |
|-----------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1               | 機械的な判断などにより、欠陥を自動で見つけ、品質を確保する。                                                                  |
| 2               | 作業を平準化・標準化、あるいは合理的な工程計画を作成して、作業の完了目標時間を定め、それと施工結果との差異を明確にすることにより、プロジェクトの進捗を管理し、無駄のない高い生産性を実現する。 |
| 3               | 目標値と結果との差異などで現状の問題を認識し、改善を継続する。                                                                 |

### 2. 試行内容の全体概要

本試行で構築したシステムの全体概要図を図-1に示す。本システムでは、映像認識AIとデジタルツインを連携して、現場の施工改善（以下、カイゼン活動という）を行った。具体的に、映像認識AIとは、「建設現場を撮影した映像をAI等を用いて、建設機械、作業員および資材等の位置・動き、さらには作業内容や作業時間等の情報を自動で取得し数値化・グラフ化する技術」であり、デジタルツインとは「3Dモデルや建設機械に設置した各種センサーデ

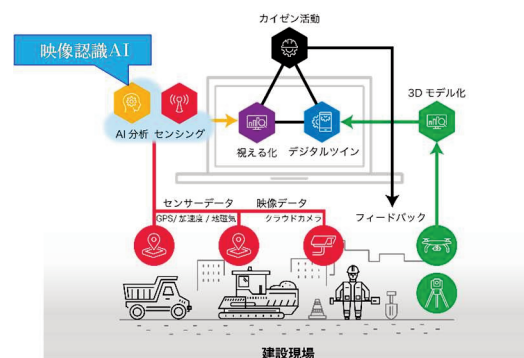


図-1 施工改善システム概要図

ータ等を活用し、現実世界をデジタル空間に再現することで、過去および将来も含めた現場状況をデジタル空間に再現する技術」である。これらを活用して作業のムラ・ムダを見つけ出し、作業手順の見直しにより作業効率を改善する「カイゼン活動」を実施し、労働生産性の向上を図った。また、これらの情報は全てクラウド上に集約し、ライセンスを付与された者であれば誰でもweb上で施工データやデジタルツインを閲覧することが出来るなど、幅広い情報共有が可能な仕組みを構築・運用した。

### 3. 映像認識AI

現場に設置したクラウド型監視カメラの映像を元にして、クラウド上に AI モデルの構築を行った。この AI モデルを映像認識 AI と呼び、カメラが撮影した映像に映し出された建設機械や作業員・資材等をオブジェクトとして学習させる事で、映像から「何が・どれだけ・どこにある」という情報の認識を可能とした。認識されたオブジェクトは、バウンディングボックス（オブジェクトを囲う四角い箱）で囲われた状態で認識されると共に、種類別に分類・判別が行われる。カメラ映像を AI により認識・判別した際のイメージを図-2 に示す。またバウンディングボックスの重心をそのオブジェクトの「位置」と設定し、オブジェクト毎に位置情報を与えることにより、カメラにて撮影された 3 次元の映像を 2 次元の情報へと変換した。バウンディングボックスの重心とは、四角形の底面幅の 1/4 を底面中央から上げた点である。AI を用いて 3 次元オブジェクトの位置情報を二次元の位置情報に変換するイメージを図-3 に示す。また、オブジェクトの位置情報や種類の相互関係をルール化することで、作業の状態や工程を自動的に判別するパターン分析を可能とした。ルール化とは、たとえばオブジェクトの位置情報（作業員と資材が一定の距離間隔を保ったまま移動）と種類（資材運搬作業）を分類・紐付ける行為である。

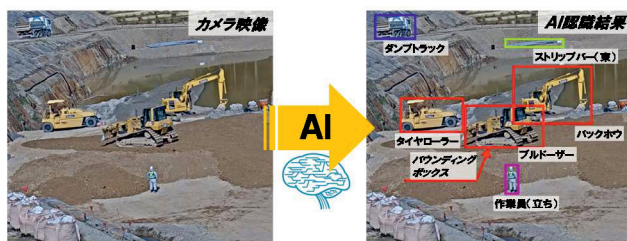


図-2 映像認識 AI による認識・判定結果イメージ

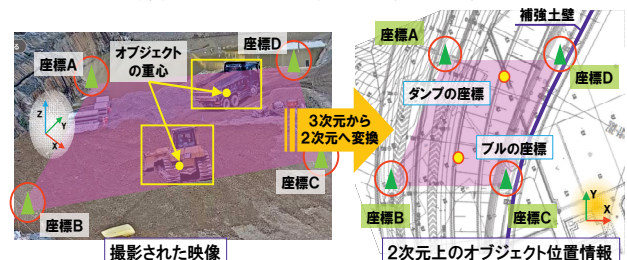


図-3 AI によるオブジェクトの位置情報変換

### 4. 映像認識AIの試行結果

#### (1) AIモデルの認識精度検証

AI モデルの認識精度を評価するために、認識結果を表-1 に示す混同行列<sup>2)</sup>の 4 象限に分類し、mAP と mIoU という 2 種類の指標にて精度の評価を行った。mAP (mean Average Precision) とは、実物のオブジェクトに対して「AI がオブジェクトを認識できたかどうか」を評価する指標であり、今回の AI モデル学習に用いた機械学習の代表的な評価指標である。mIoU (mean Intersection over Union) とは実物のオブジェクト付与したバウンディングボックスに対して、AI が認識しオブジェクトに付与したバウンディングボックスの一致精度を面積率で評価する指標である。これらの指標を、表-2 に示す撮影条件が異なる①～③の期間を対象として AI の認識精度検証を行った。mAP の算出方法を式(1)および式(2)、mIoU の算出方法を式(3)および式(4)に示す。

表-1 混同行列 (confusion matrix)

|            |   | 正 解                                           |                                                |
|------------|---|-----------------------------------------------|------------------------------------------------|
|            |   | 正                                             | 負                                              |
| 予測<br>(認識) | 正 | 真陽性 TP (True Positive)<br>あると予測し<br>実際にあった    | 偽陽性 FP (False Positive)<br>あると予測したが<br>実際はなかった |
|            | 負 | 偽陰性 FN (False Negative)<br>ないと予想したが<br>実際はあった | 真陰性 TN (True Negative)<br>ないと予想し<br>実際はなかった    |

表-2 撮影条件一覧表

| 期間                   | ①     | ②    | ③    |
|----------------------|-------|------|------|
| 距離(m)                | 88.2  | 64.5 | 61.1 |
| 焦点距離(mm)<br>(35mm換算) | 106.6 | 74.6 | 73.7 |
| 俯角(度)                | 10.8  | 13.5 | 10.0 |

$$AP = \frac{TP_{count}}{FP_{count} \cup TP_{count}} \quad (1)^{*}$$

$$mAP = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M AP_i \quad (2)$$

$$IoU = \frac{TP_{area}}{FP_{area} \cup TP_{area} \cup FN_{area}} \quad (3)$$

$$mIoU = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M IoU_i \quad (4)$$

AP: Average Precision (平均適合率)

$FP_{count} \cdot TP_{count}$ : オブジェクトごとのFP・TPの総数

M: オブジェクトの種類数

※本試行ではAIの予測結果には順位付けをしていないため、PrecisionとAverage Precisionは等しい値となる

$FP_{area} \cdot TP_{area} \cdot FN_{area}$ : オブジェクトごとのFP・TP・FNの領域面積

## (2) オブジェクトの位置情報認識と動線精度評価

オブジェクトの位置情報は、映像認識 AI にて 2 次元に変換されたオブジェクト毎の情報により算出した。以下に手順を示す。

- ・カメラ設定時に、映されている映像の同一平面上にある複数個所に基準点を置き、AI の認識画角を決定する。
- ・決定された画角から、施工平面の座標を算出すると共に、オブジェクト毎の重心に当たる「位置」情報を施工平面に落とし込む事で、オブジェクトの位置情報を算出する。

実際の施工現場では、施工の進捗に伴って施工面や施工位置が変化するため、一定期間ごとに画角の再設定が必要となる。本試行では、対象工事が盛土工事のため、施工の進捗に伴い施工の位置だけでなく施工面の高さも変化したため、試行期間を通して複数回の画角再設定を実施した。映像認識 AI に認識させる映像は、0.5 秒毎に画像として切出されて、AI の認識処理が行われる。0.5 秒毎に認識し算出されたオブジェクトの位置情報を連続的に繋げるにより、オブジェクトの動線化を行った。オブジェクト毎の動線は、カメラの映像内に特定のオブジェクトが映り続ける限り繋げる仕様とした。

AI による位置情報算出の評価方法として、建設機械に設置した GPS センサーから取得する位置情報とを、比較し検証を行った。動線の評価指標として、GPS センサーから取得する建設機械の位置情報を連続的に繋げることで動線化し、オブジェクトの動きの形状を比較・検証した。AI 認識結果と GPS センサーによる位置情報の比較検証結果を図-4 に示す。位置情報の精度は、建設機械に載せた GPS センサーを正とした場合、平均で約 10m 程度の誤差であった。誤差の要因として、AI 認識用カメラの設置位置及びカメラの俯角が影響していると考えられる。認識施工面に対して俯角が浅くなると、カメラから向かって奥行き方向の位置情報が正確に捉え辛く、認識精度向上に向けた課題であると考えられる。

動線化の検証においては、大まかな移動距離や移動方向の傾向を捉えており、形状全体としての誤差は約 3m 程度であったため、オブジェクトの相関関係を捉える方法としては活用できると考える。

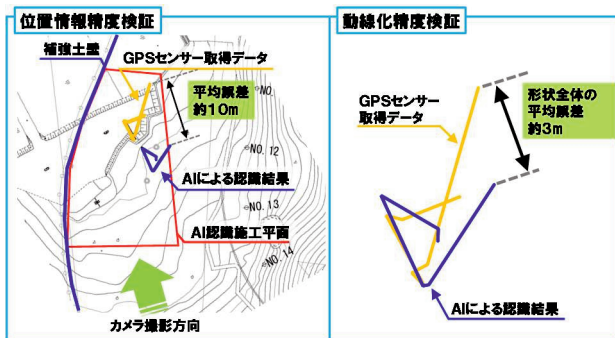


図-4 AI認識結果とGPSセンサーによる位置情報比較

## (3) AIモデルの精度結果とパターン分析による作業・工程判別の精度評価

盛土施工によるカメラの撮影対象の高さが変わることから、撮影時期が異なる（画角が変わる）撮影条件①～③の期間における AI の認識精度の比較結果を図-5 に示す。オブジェクトの有無の認識精度を測定する評価指標である mAP は、期間①が一番高く 0.92836 となり、期間②・③と徐々に数値が低下した。オブジェクトの位置の認識精度を評価する指標である mIoU は、期間①が一番高く 0.56401 となり、mAP と同様に期間②・③と徐々に数値が低下した。期間①～③は、期間①が今回の映像認識 AI モデルを構築するために学習させた教師データと同様の期間と撮影条件であり、期間②・③と数値が進むにつれて日数が経過しており、期間①と期間③では約 3 カ月の時間差が発生している。

オブジェクトの位置情報と動線および作業のルールを元に、パターン分析による工程判別を行った。工程判別とは、対象工種に当たる補強土壁工に対して、AI によるオブジェクトの認識及び作業のルールなどからサイクル工程を判別する事であり、壁面材設置や土の巻き出し・転圧といった全 5 工程を判別対象とした。例えば、土の撒き出し工程は、AI によりダンプトラックの認識と動線化を行い、ルールにより同一動線内におけるダンプトラックの変形（バウンディングボックスが縦方向に一定以上大きくなる）を認識した場合、「1 度の撒き出しが行われた」と判別される。

このように全 5 工程の工程判別結果を、AI の認識精度評価と同様に混同行列の 4 象限に分類し、適合率を算出した。また、AI の認識精度検証期間と同じ期間を、建設工事の有識者（奥村組職員）が現場映像を目視し工程を判別した情報を、混同行列における正解とした。図-6 に混同行列における工程判別の適合結果を示す。

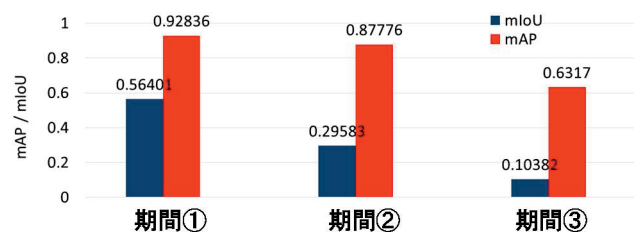


図-5 撮影条件の違いによる AI 認識精度の比較

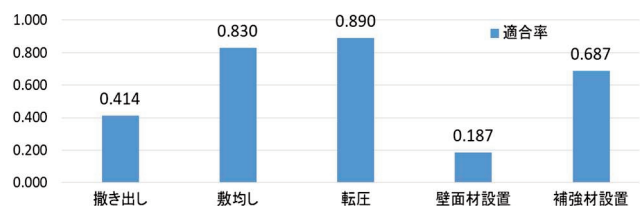


図-6 混同行列における工程判別の適合結果

## 5. 映像認識AIの課題と改善策

### (1) 課題

本試行による映像認識 AI の課題を以下に示す。  
課題①：AI の認識精度不足と位置情報の取得精度向上

- ・オブジェクトの認識は撮影条件が変わる事により精度が低下した。
- ・バックホウやブルドーザーといった建設機械の認識精度は高い値を得ることが出来たが、資材の特にストリップバー（補強材であり、細長い形状）の認識精度は低い結果となった。
- ・AI の認識精度は、オブジェクトの形状や大きさに強く影響されるため、常に作業場所や作業内容・人や資機材が移り変わる建設現場において、AI の認識精度を高く且つ安定的に確保する事が困難である。

課題②：オブジェクトの位置情報がバウンディングボックスの大きさの影響に支配される

- ・図-7に示すように、AI が付与するバウンディングボックスは、AI を構築する際の学習（アノテーション）作業の品質に左右される。
- ・アノテーション作業の品質の高低による比較結果では、オブジェクトに対するバウンディングボックスの大きさが明らかに違っており、バウンディングボックスから算出されるオブジェクトの位置情報に大きな影響を与えている。
- ・アノテーション作業の品質を高め、真に正しい結果を AI に学習させる事が、位置情報を正確に補足するための課題である。

課題③：実用化に向けた汎用性の確保

- ・AI の構築を行うためには多くの学習が必要になる事や、その学習に係る費用が必要不可欠である。
- ・建設現場は、作るものや作る環境が同じものは無く、一度学習させたAIをそのまま転用する事が困難である。
- ・一度構築したAIであっても、AIを活用するためには必ず現場の状況や環境に合わせたチューニングが必要になる。また、その都度学習をさせるための費用が同じだけ掛かってしまうため、現場毎で取り組むには費用対効果が見合わない。
- ・今後、建設現場におけるAIの実用化に対して、汎用的なAIの学習や費用面での課題解決は、避けては通れないものである。



図-7 アノテーション品質による AI 認識の違い

### (2) 改善策

各課題に対する改善策を以下に述べる。

解決策①：複数カメラでの認識とIoT機器と連携

- ・複数のカメラを使用して多方面の映像をAIに認識させる事で、オブジェクト認識の精度だけでなく、位置情報の精度も向上させることが可能である。

解決策②：

- ・アノテーション作業は膨大なデータを複数人数で作成が必要であり、ヒューマンエラーや人為的なバラツキが発生するため、教師データの作成に関して、作業員への明確なルールの周知と成果物の管理を徹底する事で、精度の向上に繋げる。

解決策③：実用化に向けた汎用性の確保に対する改善策

- ・学習データの作成をデジタル空間で行う。
- ・BIM/CIMによる、デジタル空間での事前検討でAIの学習を行う事で、建設現場におけるAIの実用化に繋げていく。

## 6. おわりに

映像認識 AI を建設現場に活用する事で、建設機械や作業員・資機材の「動きのデータ化・可視化」を実現し、人やモノの動きを踏まえた作業計画の改善を可能とした。

また、本試行に当たり構築した映像認識 AI を用いた生産性向上支援システムにより、対象工種において作業動線の見直し等の施工計画の改善を行い、労働生産性の向上を確認できた。

今後、5G といった高速通信帯の普及により高画質画像転送等が可能となる事で、映像認識 AI におけるオブジェクト認識精度の向上が可能と考えられる。そのため、作業員の位置や動きをより高精度に取得するだけでなく、姿勢や状態といった情報を取得可能にする事で、労働生産性の向上を図る施策への活用だけでなく、危険行動の予測や熟練技能者の技術の伝承等にも活用が可能となると考える。

最後に、リーンコンストラクションと同様の考えで取り組んだ本試行は、作業に対する日々の評価・改善を持続させるためのマネジメント手法であると考え、AIやIoTといった新技術を導入すれば単純に生産性が向上するものでなく、現場に合わせたツールを選定し、継続的に取り組む事で人材を育てることで、労働生産性の向上に繋がると考える。

### 参考文献

- 1) 猪熊明, 志村満：工事の品質と生産性向上のための手引き（クリティカルパス法・リーンコンストラクション等の手引き）, pp.16-20, 全国土木施工管理技士会連合会, 2015.
- 2) SIPインフラ連携委員会：インフラ維持管理へのAI技術適用のための調査研究報告書, pp135-137, 公益社団法人 土木学会 技術推進機構, 2019.