

映像認識AIとデジタルツインを用いた 施工改善支援システムの開発および現場適用

深見 誠¹・瀬戸 康平²・矢吹 信喜³・藤島 崇⁴

¹正会員 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: makoto.fukami@okumuragumi.jp

²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

³フェロー会員 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@see.eng.osaka-u.ac.jp

⁴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-Construction¹⁾と、統合イノベーション戦略²⁾(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。筆者らは、同プロジェクトの助成を受け、映像から作業内容等の情報を自動で取得する映像認識AIと建設機械の配置等を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し、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を実施した。その結果、補強土壁工の壁面材設置作業における労働生産性が施策実施前と比較して15.6%向上した。

Key Words : AI, digital twin, kaizen, labor productivity

1. はじめに

近年、ICTやIoTの急速な発展・普及やそれらに追随した基準類の策定により、一部の工種においては現場の労働生産性の向上が図られつつあるが、これら先進技術の導入が未だ進んでいない工種も多い。このような状況下、建設産業全体の生産性を向上させるためには、さらなる技術の開発・導入に加え、日々の施工において現場に潜んでいるムリ・ムラ・ムダを洗い出し、施工改善を図っていくことが不可欠である。

一方、同施策を講じていくために必要となる、生産性等の詳細な施工データの収集は人力で行われることが多いため、多大な労力がかかっており、施工改善を図るうえでの大きな負担となる。

本論では、これらの負担を軽減すべく、従来人力で行われていた施工の詳細データを自動で取得・視える化するシステムを開発し、同システムを利用して労働生産性の向上を図る取り組みについて述べる。

2. システム概要

(1) システムの全体概要

本取り組みで構築したシステムの概要を図-1に示す。本取り組みでは、現場の映像データから、建設機械、作業員および資材の位置や動き、さらには作業内容や作業時間を自動で数値化・グラフ化する映像認識AIを開発し、同システムを用いて作業の視える化を行った。また、建

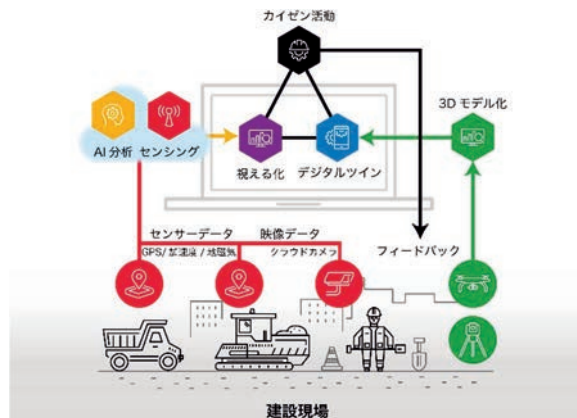


図-1 システム概要図

設機械にセンサーを取り付けてデータを取得し、現場の3Dモデルに同データを反映することで、現場の進捗や建設機械の配置等をデジタル空間に再現するデジタルツインを構築した。さらに、これらのシステムを現場適用し、現場の施工改善を図るためのカイゼン活動を実施することで、労働生産性の向上を目指した。なお、これらの情報は全てクラウド上に集約し、閲覧権限を付与することで、複数の関係者によるweb上での幅広い情報共有を可能とした。

(2) 映像認識による施工情報の見える化

施工情報の見える化に必要な現場映像データの取得は、図-2に示すクラウド型監視カメラで行った。映像認識は、①クラウド環境にアップロードした動画データを0.5秒ごとに切り出して複数静止画像を作成、②画像判別AIによる各静止画像中のオブジェクトの種類と位置の認識(図-3)、③認識した複数情報のパターン分析による作業内容の自動判別という3つの手順で行った。また、判別・数値化した出来形数量は、作業内容および作業時間等、図-4に示すようなグラフを用いて見える化し、後述するカイゼン活動の基礎資料とした。



図-2 クラウド型監視カメラ



図-3 AIによるオブジェクト認識例

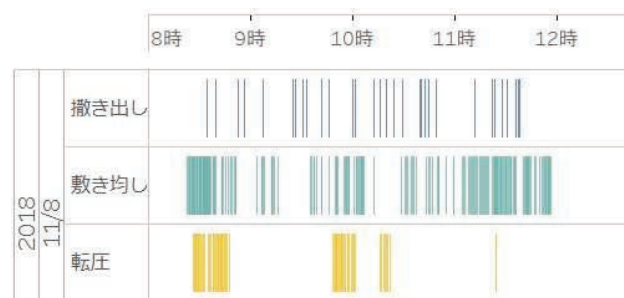


図-4 工程別作業実績ガントチャートでの見える化

(3) デジタルツインの実装

デジタルツインの実装では、UAV写真計測・地上レーザー計測での地形データ、ハンディスキャナによる施工段階ごとの地形の点群データ、およびコンクリート構造物等の進捗3Dデータを組み合わせた統合3Dモデルを構築した(図-5)。また、建設機械や作業者等の情報は、図-6に示すように建設機械に設置した複数の車載センサーデータに先述の映像認識データを統合することで取得した。なお、今回実装したデジタルツインは、最適化により扱うデータ量を極力抑えることで、通常のパソコンやiPad等のスマートデバイスからでも快適な操作が可能な仕様とした。さらに、現在の状況をデジタル空間に表現するだけではなく、過去の作業データの蓄積・再現や簡易なシミュレーション機能も備えているため、日々の打合せ等において、建設機械や資材の配置計画の見直しなどに効率的かつ効果的に活用できた。

(4) カイゼン活動の実施

映像認識で見える化したデータとデジタルツインで取得したデータから、資材の手待ち状態等やムダ・ムラが発生している停滞作業を洗い出し、作業計画を改善する検討会議(図-7)を実施するとともに、同結果を現場へフィードバックした。同時に、改善効果の検証を行いつつ、これらのサイクルを繰り返すことで、現場の労働生産性の向上を図った。なお、一連のサイクルは1週間程度とし、早期の改善行動実施に努めた。

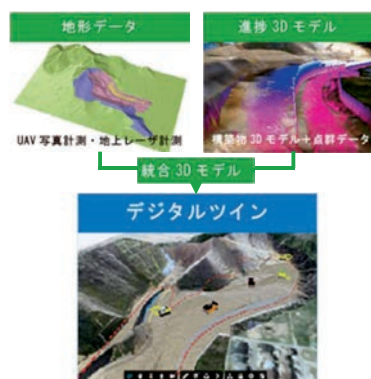


図-5 デジタルツイン構成図



図-6 車載センサー



図-7 改善方法検討会議実施状況

3. 開発・適用結果と考察

(1) 映像認識の精度

映像からの作業内容等の自動判別は先述の通り、主にAIによる各オブジェクトの種類・位置の認識と、パターン分析による作業内容・作業時間等の判別の2工程に分けられる。それぞれの工程の精度検証結果を以下に示す。

a) AI認識の精度検証

本システムで適用したAIモデルの認識精度を検証する方法は次の通りである。認識（予測）結果を表-1に示す混同行列の4象限に分類し、機械学習の評価手法として代表的であるmAP（mean Average Precision：オブジェクトの有無の認識精度）とmIoU（mean Intersection over Union：オブジェクトの位置の認識精度）の2種類の指標を用いた。このとき、表-2に示すようにカメラの角度等の撮影条件が異なる3つのケースでの精度を比較した。mAPの算出方法を式(1)と式(2)に、mIoUの算出方法を式(3)と式(4)に、両指標の算出結果を図-8に示す。mAPについては、AIの学習に用いた撮影条件である①9/20で0.92836と比較的高い値を示し、AIモデルとして適切であった一方、撮影条件が変わると、大きく低下した。また、mIoUでは、mAPと比較して全ての画角で低い精度に留まっており、オブジェクト位置の認識精度は高いとは言えない結果となった。

b) 自動判別の精度検証

AIの認識精度評価と同様、パターン分析によって自動判別された認識結果を表-1に示す混同行列の4象限に分

表-1 混同行列 (confusion matrix)

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

表-2 撮影条件一覧表

	①9/20	②11/12	③12/5～12/10
距離(m)	88.2	64.5	61.1
焦点距離(mm) (35mm換算)	106.6	74.6	73.7
俯角(度)	10.8	13.5	10.0

$P(\text{Precision, 適合率}) = AP(\text{Average Precision, 平均適合率})$

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

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

$FP_{count} \cdot TP_{count}$: 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

※本取り組みでは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

類し、適合率を算出した。算定結果を図-9に示す。敷均しや転圧など、主に重機の静動で判別できる単純な工程の判別精度は比較的高いものの、壁面材設置など、複数オブジェクトが作業に関係するうえ、オブジェクトの位置情報等が必要になる複雑な工程の判別精度は低い結果となった。

(2) デジタルツインのリアルタイム性の検証

デジタルツインは本来、全てのデータがリアルタイムでデジタル空間に反映されることが理想であるが、本システムでは、種々の理由でタイムラグが生じている。表-3に示すとおり、車載センサーのデータは最大13分、AIのデータは最大40分程度、反映までのタイムラグが発生する。また、ハンディスキャナによる地形データの計測、データ反映については、計測自体は従来の地上型レーザースキャナ(TLS)と比較して手間が少ないものの、計測結果から3Dモデルを作成し、デジタルツインへ反映する際には、従来と同程度の約1週間かかっており、これらのリアルタイム性に課題が残った。

(3) カイゼン活動による労働生産性向上の効果

カイゼン活動の一例として、補強土壁工における壁面材設置作業での安全設備等撤去による建設機械の待機

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

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

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

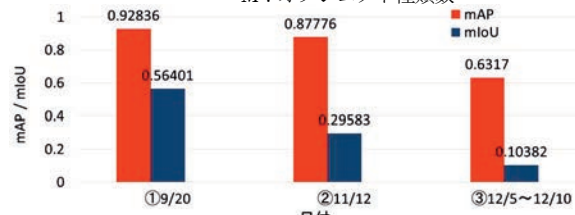


図-8 撮影条件の違いによるAI認識精度の比較

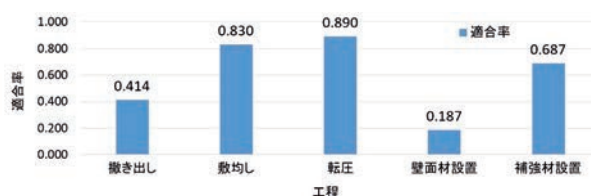


図-9 工程別判別精度(適合率)の比較

表-3 デジタルツインへのデータ反映のタイムラグ

データ取得元	データ送信頻度	データ送信のタイムラグ	デジタルツイン更新頻度	最大遅れ
車載センサー		2～3分		13分
AI	10秒/回	最大30分	10分/回	40分

時間が全体作業時間の6%を占めている状況を把握し、作業手順の見直し等により同時間を全体の1%に低減した(図-10)。こうしたカイゼン活動を複数回実施することで、壁面材設置作業の労働生産性が、表-4に示すように、施工序盤と比較して20.2%、施工中盤(カイゼン活動実施直前)と比較して5.6%向上した。

また、カイゼン活動期間中に、生産性向上に有効な施策を実行できなかった補強材設置作業では、図-11に示すように施工中盤から施工終盤にかけて、施工条件の悪化により10%程度生産性が低下している。同条件で施工した壁面材設置作業についても、カイゼン活動を実施しなかった場合、同程度の生産性低下が起こっていたと考えられ、同値に、施工中盤から施工後半にかけての生産性向上値5.6%(実績)を加えた15.6%の生産性向上が、カイゼン活動実施による効果であると推定される。

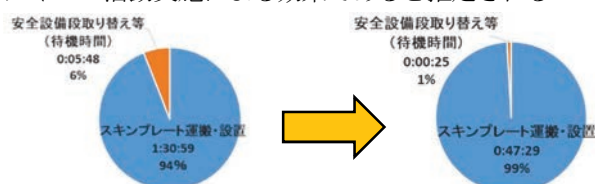


図-10 カイゼン活動による重機待機時間削減

表-4 各期間における壁面材設置の生産性

期間	サンプル日数 日	設置面積 ㎡	作業時間 時間	施工人員 人	生産性 ㎡/人・時
①8/23~11/5(序盤)	17	255.43	13.18	4	4.85
②11/6~11/30(中盤)	17	473.12	21.42	4	5.52
③12/1~1/30(終盤)	17	357.02	15.30	4	5.83

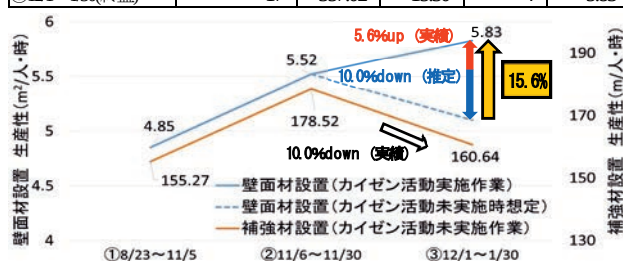


図-11 壁面材および補強材設置における生産性の推移

4. おわりに

今回開発したシステムがさらに発展すれば、多大な労力を必要とすることなく現場の詳細なデータが自動で取得出来るようになり、現場に潜むムリ・ムラ・ムダの洗い出しが容易となると考えられる。また、それらをクラウド上で共有することにより、いつでも・どこでも・誰でも、現場の進捗に関する問題・課題を認識することが可能である。

さらに、課題抽出～施工改善に至るプロセスの標準化に取り組む事で、適切なタイミングで過去の改善プロセスを引き出す事が可能となり、熟練者に依存せずに労働生産性の向上が可能になる技術であると考えている。

一方で、今回活用した手法を広く展開するためには、様々な工種や工法・作業単位のデータを取得しなければならず、非常に膨大なデータが必要となる。この膨大なデータの作成には、1つの会社や団体で取り組むには限界があり、産・官・学が連携し、業界全体で継続的に段階を踏んで取り組む必要があると考えている。

なお、本取り組みは国土交通省の「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」の助成を受けて実施されたものである。

参考文献

- 1) 国土交通省：i-Construction 推進に向けたロードマップ，http://www.mlit.go.jp/tec/i-construction/pdf/180601_roadmap.pdf (2019.3.29 入手)
- 2) 内閣府：統合イノベーション戦略【本文】，https://www8.cao.go.jp/cstp/tougosenryaku/tougo_honbun.pdf (2019.3.29 入手)

(2019.10.21受付)

DEVELOPMENT AND APPLICATION OF A CONSTRUCTION PRODUCTIVITY IMPROVEMENT SUPPORT SYSTEM USING IMAGE RECOGNITION AI AND DIGITAL TWIN

Makoto FUKAMI, Kohei SETO, Nobuyoshi YABUKI and Takashi FUJISHIMA

The Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism has started “Project on introducing and utilizing innovative technologies to dramatically improve the productivity of construction sites” response to “i-Construction” aiming to improve the productivity of construction sites and “Integrated Innovation Strategy” (June 15, 2018, Cabinet decision). In this trial, we visualized construction data using image recognition AI that automatically acquires information such as work content from videos and digital twin that expresses the arrangement of construction machines in a digital space, and by utilizing the data, implemented measures to improve labor productivity at construction sites with the support of the project. As a result, the labor productivity improved by 15.6% compared to before the implementation of the measure in the wall material installation work of the reinforced earth.