

山岳トンネル掘削の作業状況を自動分析する AI システム

CyclEye[®]

吉田 健一

社会経済状況の激しい変化に対応するために、国土交通省はデータとデジタル技術を活用したインフラ分野のDXを推進している。その目指すべき将来像実現に向けて、マルチモーダルAIとIoTを用いて山岳トンネル掘削の作業データを自動で取得し、分析後可視化するシステム開発を行っている。トンネル掘削時の画像と音声データを活用することによって画像認識の弱点を克服し、AIによる作業内容推定精度は87%に向上した。掘削サイクルタイムを円グラフ等で見える化するによって、データドリブンな現場マネジメントや生産性の向上効果が期待される。

キーワード：ICT, マルチモーダルAI, 山岳トンネル, サイクルタイム, デジタルトランスフォーメーション (DX), 生産性向上

1. はじめに

インフラ分野において災害対策や老朽化対策の必要性は高まる一方で、その担い手は将来不足することが懸念されている。また、新型コロナウイルス感染症発生を契機とし、公共工事の現場においても非接触・リモート型の働き方に転換するなど、感染症リスクにおいても強靱な経済構造の構築を加速することが求められている。このような社会経済状況の激しい変化に対応するために、国土交通省はデータとデジタル技術を活用したインフラ分野のDXを推進し、生産性向上、安全性向上、および手続き等の効率化を目指している。令和5年度に策定されたインフラ分野のDXアクションプラン(第2版)¹⁾では、建設現場の完全無人化、ロボットの活用、完成検査の遠隔化・自動化、ICT技術による現場管理の効率化など建設現場における目指すべき将来像が示された。

照明や環境が整備され機械や製造ラインが固定された工場でモノを生産する製造業とは異なり、建設現場では天候など環境条件の他、人、資材、機械の配置などがリアルタイムで有機的に変化するため、製造業のノウハウを建設業へ活かすためには多くの技術開発が必要となる。我が国のような山岳地系でインフラ整備を行う際に必要な山岳トンネル工事を例にとると、トンネルを掘り進めていく過程でドリルジャンボやバックホウなどの施工機械、含水爆薬やロックボルトなどの資材が使用される。使用材料の出納やトンネル出来

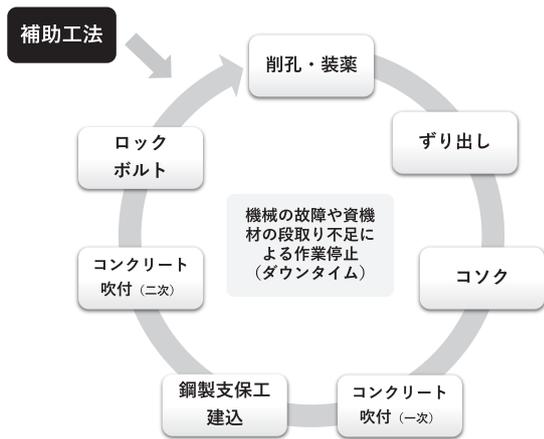
形・品質はデータ化され管理されているものの、将来的にロボットが自分で考えて作業するために必要な掘削作業状況はリアルタイムにデータ化されておらず活用もなされていない。インフラ分野のDX実現のためには、まずそのデータを取得する技術と効率的な施工管理や生産性向上に活かす技術の開発が必要であり、ICT技術に期待が寄せられている。

ICT技術とは、デジタル社会形成基本法でAI、IoT、クラウドコンピューティング関連技術と規定されている。本稿では、ICT技術の基幹技術であるAIとIoTを用いて山岳トンネル掘削の作業データを自動で取得し、分析後可視化するシステムを紹介する。

2. 開発の背景

(1) 山岳トンネル工事の進め方

山岳トンネル掘削作業は、地山の硬軟や支保パターン次第であるが、発破掘削の場合一般的には図-1に示すように削孔と装薬、発破、ずり出し、コソク、コンクリート吹付、鋼製支保工建込、ロックボルト打設および補助工法等、ある一連の作業の繰り返しによって行われる。1サイクルあたり通常1~1.5m間隔で掘り進めていくため、例えば1kmのトンネルを掘る場合、この作業の繰り返しが約1,000回行われる。各作業で使用される施工機械と車両の組み合わせを表-1に示す。



図一 一般的な発破掘削サイクル

(2) 山岳トンネル工事における生産性向上

生産性という言葉は多方面で使われているが、使う状況や人によってニュアンスが異なる。一般的には、生産性という「付加価値労働生産性」を示す²⁾。この指標は、労働者一人当たりで生み出す成果、あるいは労働者が1時間で生み出す成果を指標化したものであり、労働生産性=付加価値額または生産量など/労働投入量(労働者数または労働者数×時間)で表される³⁾。しかし、工事によって生み出された付加価値額や生産量を常時計算するのは難しく、分子が定まらない。そのため本稿ではシンプルに、生産性=作業量/サイクルタイム(各作業に要した時間)と定義する。ここで、繰り返し行われるずり出しやコンクリート吹付などの作業量は同じ支保パターンにおいて概ね変化がないため、生産性はサイクルタイムのみに着目すればよい。例えば、従来50分かかっていたずり出し作業がある改善によって45分で終了した場合、5分短縮されたので、(50-45)/50=10%の生産性向上と計算できる。

前段の定義より、生産性を向上するためには、サイクルタイムを短縮する取り組みが必要であることが分かった。そのためには、まずサイクルタイムを常時計測してデータ化し、次にデータに基づいてムダ・ムリ・ムラを削減できればよい。一方で、ミキサー車の到着が遅れるなどの資機材の段取り不足、機械の故障や油圧ホースパンク等のトラブルによる作業停止時間(ダウンタイム)は、生産性を低下させる要因となる。従って、山岳トンネル工事の生産性を向上するためには、サイクルタイムとダウンタイムを最小化する現場マネジメントが必要となる。

従来、サイクルタイム計測は掘削担当者が切羽作業付近で時計やノートを用いて人の手で行っていた。しかし、トンネル工事は昼夜を通じて行われるため、こ

表一 各作業で使用される施工機械と車両の組み合わせ

| 作業内容 | 施工機械 |
|--------------|----------------------------|
| 削孔・装薬 | ドリルジャンボ, 火薬運搬車 |
| ずり出し | サイドダンプ, 重ダンプ, バックホウ, プレーカー |
| コソク | プレーカー, バックホウ |
| コンクリート吹付(一次) | 吹付機, ミキサー車 |
| 鋼製支保工建込 | 吹付機(エレクター) |
| コンクリート吹付(二次) | 吹付機, ミキサー車 |
| ロックボルト | ドリルジャンボ, モルタル台車 |
| 補助工法 | ドリルジャンボ, 注入台車 |

の方法では全サイクルを継続的に計測することは現実的ではなく、現状は生産性向上の検討に必要な十分なデータ量を収集できていない。また、トラブル発生時はその復旧が最優先となるため、作業停止時間を計測し統計を取ることもなかった。そこで、人に代わってその業務を担う機械やシステム開発が求められた。

3. AIの活用

(1) 解決のアプローチ

人が掘削作業内容を認識する過程を改めて振り返ると、そこでは主に視覚情報が使われている。なぜなら、表一で示したように、各作業に応じて固有の施工機械と車両の組み合わせがあるため、その作業で使われている施工機械や車両を目視すれば作業内容が概ね把握できるからである。この認知作業の模倣は、深層学習の画像認識技術、主に物体検知・追跡技術を用いることで達成できる。しかし、画像認識技術は視覚的に分かりやすい反面、物体同士が重なってしまうと背後にある物体を検知できなくなる弱点がある。トンネル掘削作業時は狭い範囲で施工機械が輻輳するため、その状況写真を撮影すると頻繁に施工機械の重なりが発生し、次の作業のために待機している施工機械も映り込んでしまう。画像認識技術だけでは作業内容の推定が正しく実行されない可能性があるため、聴覚情報を用いる技術、音声認識技術にも着目した。現場で作業を行う際にはその作業に応じた様々な固有の音が発生する。耳をつんざく削孔音やコンクリート吹付時の重低音、施工機械のエンジン音などである。画像認識技術と音声認識技術の両方を活用することによって、作業内容推定精度が向上すると考えられた。

(2) マルチモーダルAI

画像と音声のデータ取得は、マイクが内蔵された防

水防塵性能のあるクラウドカメラ1台のみで行うことができる。動画データは常時クラウド上にアップロードされるため、そのデータを画像認識AIと音声認識AIでリアルタイム分析することによって、作業内容の推定や施工管理に有益な情報取得が可能となる。このマルチモーダルAIの構造を図-2に示す。

取得データのの前処理として、動画データを画像フレームと音声に分割する。画像フレームデータのリアルタイム分析はYoLov5を用いた物体検知モデルを行い、その出力として現在作業で使われている施工機械の種類や画像内の位置情報を得る。作業内容の推定は、動画と音声の特徴量を利用するAIがそれぞれ出した出力結果を融合し、最終的な出力を得る。動画の特徴量を利用するAIは、物体検知モデルでは注目されない映像内にある全ての情報、例えばドリルジャンボのブームの動きやオペレータの動作なども学習に用いられるため、より多くの情報を活用できる。学習用に選定したモデルは2Dの画像平面情報と1Dの時系

列情報を考慮することが可能なR(2+1)D CNNであり、計算効率がよく過剰適合を緩和することで知られている。

音声認識モデルの学習は、元データを短時間フーリエ変換してメル尺度スペクトログラムを取得しVGGishを活用して行った。VGGishは現実世界の幅広い音声を網羅した学習済モデルである。

翻って、トンネル掘削作業の順番が変わることはない。発破したあとずり出しが行われ、コンクリート吹付後にロックボルト打設作業が行われる。この順番が決まっているというトンネル掘削作業の性質を利用したのが作業履歴参照AIであり、いわば短時間の記憶を持つことができるリカーレントニューラルネットワーク(RNN)が使われている。物体検知・画像認識・音声認識モデルは現時点での情報をリアルタイムに分析する一方で、このモデルは過去の作業の流れも考慮できるため、よりAIの作業内容推定精度を向上させることが可能になる。

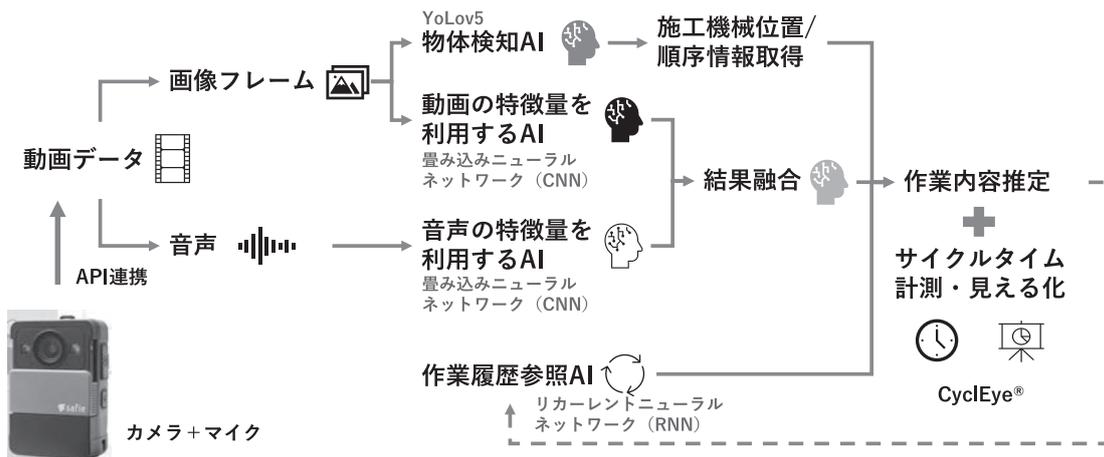


図-2 マルチモーダルAIの構造

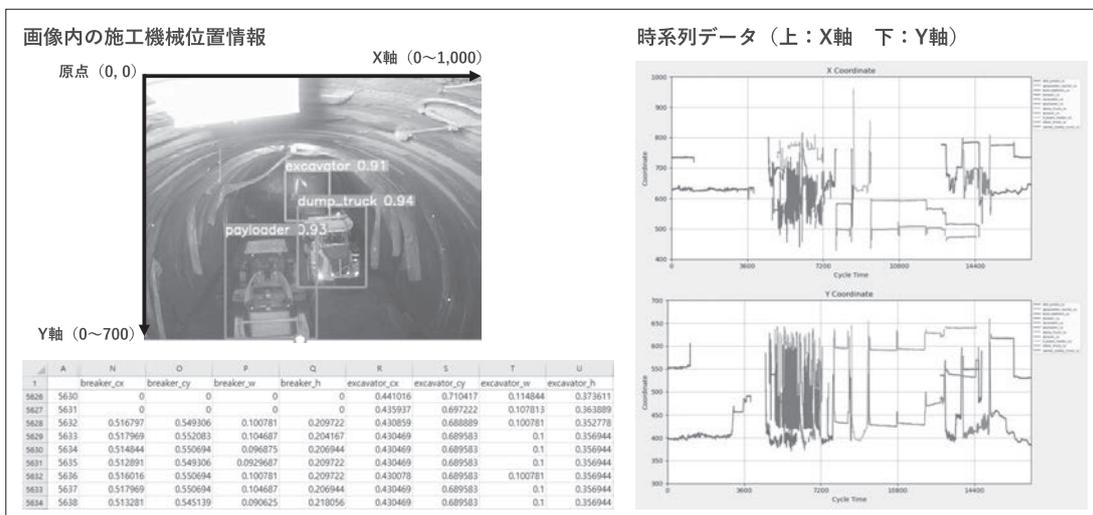


図-3 画像認識技術によって取得したデータ

(3) 取得データ分析事例

図一3は、物体検知AIがずり出し作業時の施工機械（バックホウ、サイドダンプ、重ダンプトラック）を認識している様子と、AIを用いて取得できるデータの一例を示している。施工機械を囲む四角は境界ボックスと呼ばれており、検出した物体名と精度の数値が上部に記載される。一般的に、深層学習では精度が90%を超えると高精度と言われる。当AIの検知結果はすべての施工機械で90%を超えているため、高精度に施工機械の物体検知ができていると言えよう。

画像の左上を原点として、横方向をx軸（0~1,000）、縦方向をy軸（0~700）とし、境界ボックスの中心ピクセルの位置を常時計算することによって、画像内のどの位置にどの施工機械がいるかが識別できる。さらに、その機械がどのような動きをしているか、または止まっているか等の時系列データを取得することも可能である。

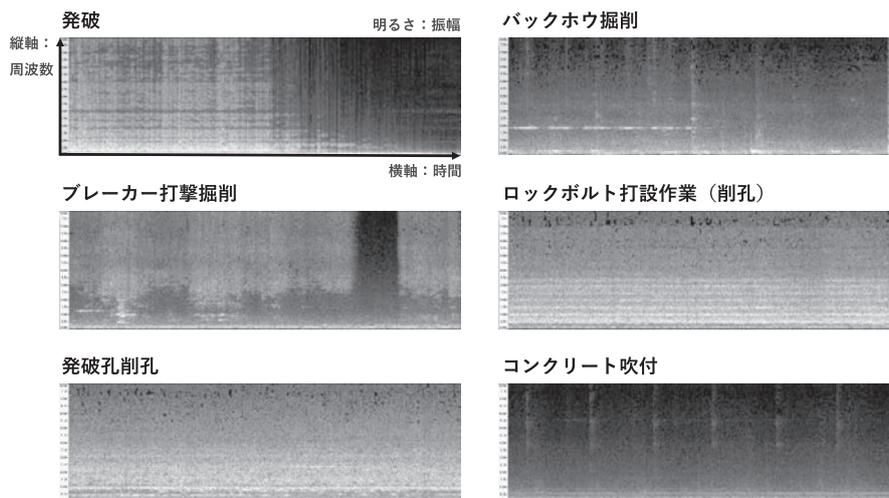
図一4は、作業時に発生する音をスペクトログラム

ムで見える化したものである。スペクトログラムでは、横軸が時間、縦軸が周波数、明るさが波の振幅（強度）として表現される。掘削音、削孔音、吹付音のデータはそれぞれ特徴的であることが分かる。これらを学習データセットに使用した。

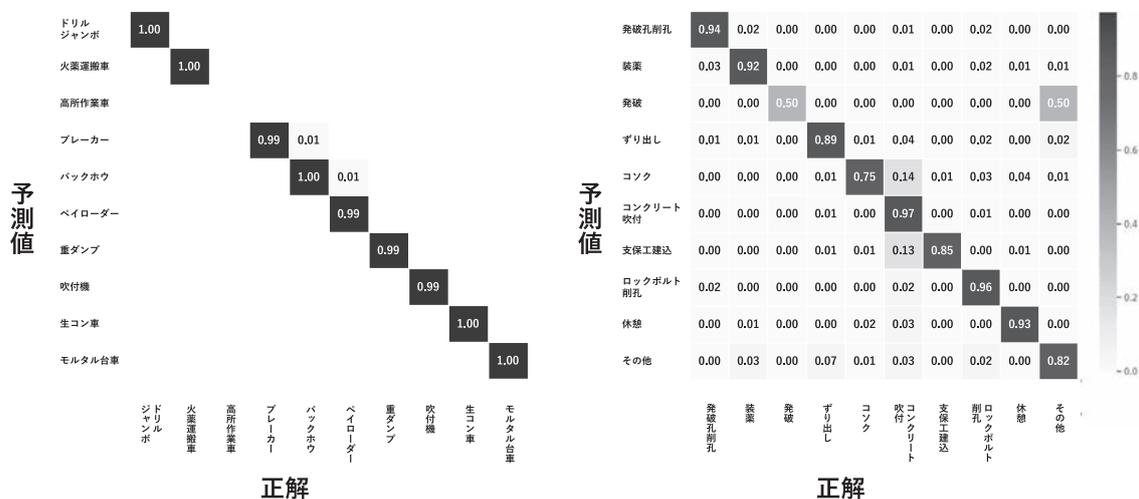
(4) 学習結果

7サイクル、合計約28時間の動画データを学習データとテストデータに分割し、深層学習を行った結果を図一5に示す。左が物体検知の正答率、右が作業内容推定の正答率を示している。学習を繰り返すことによって施工機械の物体検知精度は99%程度まで向上し、実用に十分耐えうるレベルであることが分かる。

作業内容推定に関しては、画像内にあるドリルジャンボの情報だけでなく削孔音の特徴量を活用することで、画像認識だけでは識別が困難だった発破孔削孔作業（94%）と装薬作業（92%）を高精度に識別できた。また、物体検知だけでなく動画全体の特徴量を活用す



図一4 音声認識技術によって取得したデータ



図一5 学習結果 (左:物体検知 右:作業内容推定)

ることによって、ドリルジャンボのブームの向きが異なる発破孔削孔作業（94%）とロックボルト削孔作業（96%）も高精度に識別できた。一方で発破作業の認識に関しては、発破前は作業員や施工機械を一斉退避させるため画像に施工機械は何も写らず、何も作業していない状況、つまりその他作業と誤検知してしまった可能性がある。全体としては、学習データとテストデータが同じ現場データの場合、87%の正答率（Accuracy：0.87, Recall：0.78,F-score：0.79）となり高精度な統合 AI モデルを構築出来たことが分かる。

4. システムの概要

前述のマルチモーダル AI と、IoT 機器であるクラウドカメラを用いて山岳トンネル掘削の作業データを自動で取得し、分析後可視化するシステムを開発した。ウェブアプリケーション形式にすることによって、現場内外からスマートフォンや PC を用いてリアルタイムに状況を確認することができる。

現在状況の画面を図-6 に示す。ここではまず、

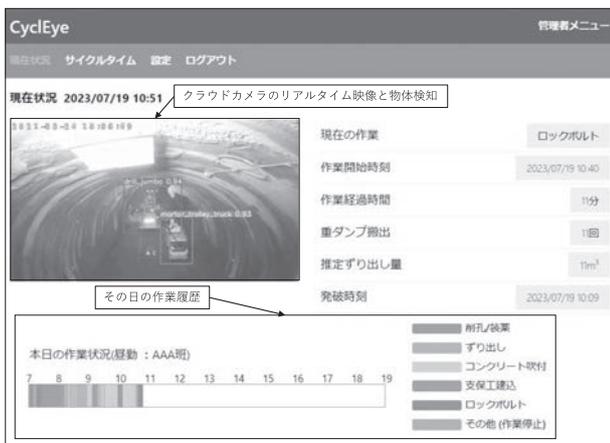


図-6 現在状況の画面

クラウドカメラのリアルタイム映像を AI が物体検知している様子が確認できる。その右側には AI による作業内容推定結果（現在の作業）が表示されており、作業開始時刻と経過時間をリアルタイムで計測している。その他、AI とデータ分析によって取得できる重ダンプ搬出回数やそこから推定されるずり出し量、発破時刻なども表示される。

サイクルタイムの画面に遷移すると、ある作業日の昼勤（BBB 班）と夜勤（CCC 班）の AI によるサイクルタイム判定結果が表示される（図-7）。編集機能と CSV 形式による出力機能も実装した。現状の AI の正答率は 100% ではなく誤検知も含まれており、残念ながら 100% この結果を信用することはできない。幸い、動画データは 1 か月間サーバーに保存されているため、期間内であればいつでも見返すことが可能である。AI の判定結果が明らかに間違っている場合は、人が修正できる仕様とした。

各班の作業状況を可視化し比較することによって、競争意識が生まれる。もう少し早く掘りたい、その他（作業停止時間）を少しでも減らしたいというモチベーションが、作業員の能力や時間に対する意識を向上させる。過度の競争はかえって労働災害を発生させる原因にもなるためマイナスであるが、生産性向上を実現するためには適度な競争と緊張感を保つことが重要である。本システム導入により期待される定性的効果としては、①掘削作業の見える化（リモート対応）、②データドリブンな施工管理、③生産性向上（工程先読みによるムダな待機時間の縮減と資機材の段取り不足解消）、④夜間ずり出し量把握による残土運搬ダンプ手配の効率化などが挙げられる。

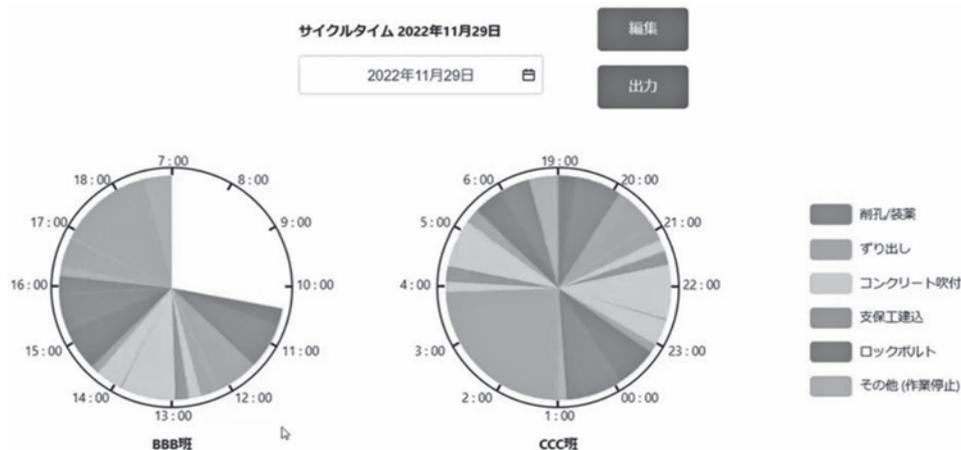


図-7 サイクルタイムの画面

5. おわりに

深層学習のゴッドファーザーと呼ばれるヤン・ルカン氏は、「現段階では、最も優れた AI システムをもってしても、人間の脳には到底及ばない。人間どころか、猫よりも知能が低い。」と述べている⁴⁾。AI は良心や常識も持たないしこの世界を認識できない。だが、本稿で述べたように AI の用途を特定のタスクに限定した場合、人間をサポートする非常に強力なツールになりうる。人間には 24 時間 365 日映像を見続けて切羽作業内容を記録していくことは現実的に不可能であるが、AI システムにはそれが可能だからである。

本稿では、ICT 技術の基幹技術である AI と IoT を用いて山岳トンネル掘削の作業データを自動で取得し、分析後可視化するシステム CyclEye[®] を紹介した。これまでは、どこに生産性を向上する余地があるかを検討するために必要なサイクルタイムのデータ量が圧倒的に不足していたが、本システムを用いることによってデータの収集、分析、結果表示が自動化され、データドリブンな現場マネジメントの手法を検討することが可能になった。

本システムで取得できる今後活用の余地があるデータとしては、図—3 に示した建設機械の時系列データが挙げられる。将来トンネル掘削の無人化・自動化

を実現させるためには、各施工機械がどのようなフォーメーションを組みながらどのように動くのかをシミュレーション環境下で施工機械に学習させなければならないが、そのための教師データとして利用できる可能性があるからである。本技術開発は ICT 技術による現場管理の効率化で終わるのではなく、その先の建設現場の完全無人化やロボットの活用まで見据えている。国土交通省が目指すインフラ分野の DX 実現に向けて課題は山積しているが、できることを一歩ずつ進めていきたい。

JCMA

《参考文献》

- 1) 国土交通省, インフラ分野の DX アクションプラン第 2 版 (案) について, 2023 年 7 月
- 2) (一社) 日本建設業連合会, 生産性向上推進要綱, 2016 年
- 3) (公財) 日本生産性本部, 労働生産性の国際比較 2021, 2021 年
- 4) Yann LeCun, ディープラーニング 学習する機械, (株)講談社, 2021 年

【筆者紹介】

吉田 健一 (よしだ けんいち)
 (株)大林組
 土木本部 先端技術推進室 技術開発部
 副課長

