造成工事を対象としたデジタル施工管理システムの構築

清水建設(株)　正会員○前﨑　貴博
清水建設(株)　山本　真哉　　横島　喬
清水建設(株)　宮下　裕貴　正会員　大貫 奈々美

１．はじめに

建設業界において，少子高齢化による人手不足や労働環境改善が叫ばれる中，生産性向上が早急の課題である．また，2024 年には働き方改革関連法が適用され，長時間労働是正の為，罰則付きの残業規制が適応される．これら問題の解決に向けて，ICT(Information and Communication Technology)，AI(Artifictial Intelligence)などの技術を駆使した生産性の向上が必要である．そこで，著者らは土木工事とりわけ造成工事を対象としたデジタル施工管理システムを構築した．現状，各建機メーカーも施工管理システムを開発しているが，その会社の建機を一括導入しないと，そのシステムを最大限有効活用できない．一方，実現場では統一したメーカーの建機は使用しておらず，最新型の建機や旧型の建機もあるため導入効果が低減する．そこで，どのような建機でも後付けすることができるデバイスを構築し，建機の位置情報・稼働状況などのデータをクラウド上へ送信，可視化することで，土量管理・建機の遠隔モニタリングに役立てた生産性向上に取り組んでいる．**(図-1)**

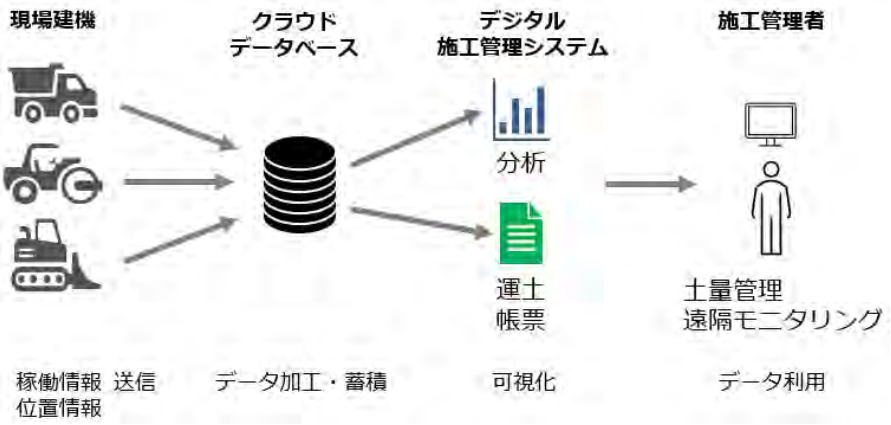


図-1 デジタル施工管理フロー図

また，造成工事において土量管理は重要な管理項目の一つである．現在，盛土・切土した際の運搬土量を把握するため，ドローンなどの測量技術・ダンプトラックの運転手が記録している帳票を集計することで把握している．しかし，遂次ドローンを飛ばして測量をするのは非常に手間がかかり，リアルタイムでの土砂の動向は追えない．また，運転手が記録している帳票は人の手が介在することにより，数え間違いやデータ紛失の懸念がある．そこで，ドローンに比して正確性は劣るが，ダンプトラックのベッセルの状態遷移(空荷・積荷・荷降)に着目し，各状態を AI に学習させ，状態遷移を識別出来るようにした．また，GNSS より得られる位置情報を組み合わせることにより，積土場・盛土場の位置がわかる．さらに，ダンプトラックの最大積載量は既知の値であるため，最大土量を運搬していると仮定すると，（積土場と盛土場の往復回数）×（最大積載量）で大まかな運土量が導きだせる．こういった，GNSS から得られる位置情報及び AI の技術の組み合わせにより，施工管理に必要なデータを生成・可視化している．本稿では AI を用いての状態遷移の仕組みや現状の可視化（ダッシュボード）で把握可能な情報を整理し記述する．

キーワード　GNSS，AI，ICT，3DLiDAR，生産性向上
連絡先　〒104-0031　東京都中央区京橋 2-16-1　清水建設(株) 本社 土木技術本部・機電統括部　ＴＥＬ03-3561-1111

２．デバイス及び機能について

本システムにおいて，建機に設置するデバイスは 2 種類存在する．そのデバイス構成及び機能について下記に記す．

(1) 位置情報送信デバイス

GNSS 受信機，LTE 通信機器，データ処理用 PC で構成しており，建機の位置情報をクラウド上に送信する．

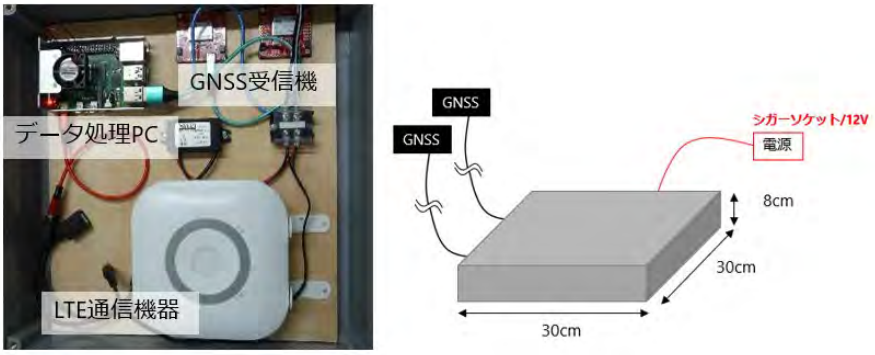


図-2 位置情報送信デバイス　寸法及び機器構成

(2) ダンプ専用デバイス

位置情報送信デバイスに 3DLiDAR を組み込んだモデルであり，ダンプトラックのベッセルの状態遷移(空荷・積荷・荷降)を AI が判定し，GNSS から得られる位置情報と組み合わせることにより，積み込み箇所・荷降ろし箇所を把握することを可能にした．

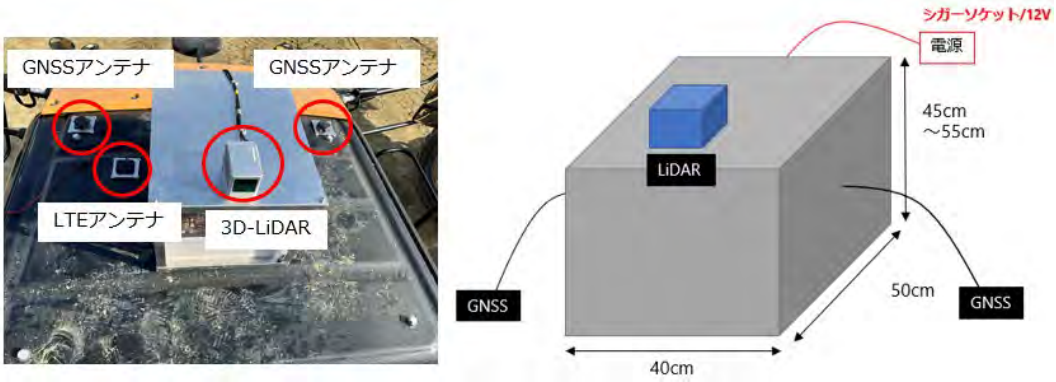


図-3 ダンプ専用デバイス　寸法及び機器構成

３．AI によるダンプトラックの状態遷移識別

ダンプトラックの状態を識別する AI モデル作成には，以下(1)～(4)の手順で実施する．

(1) 訓練データ作成のための点群データ取得

(2) 取得した点群データへのラベリング

(3) 点群データを Neural Network へ入力するための点群データ加工

(4) 加工された点群データとラベリング情報を用いた Neural Network の学習

(1) 訓練データ作成のため点群データ取得

AI がダンプの状態を認識するための訓練用点群データを取得する. 施工中のダンプトラックに**図-3** のデバイスを搭載し，実施工中の点群データを保存する.

(2) 取得した点群データへのラベリング

取得した点群データに対してダンプトラックの状態をラベリングする. ラベリングは手作業でも実施可能であるが，膨大な数のデータへのラベリングは多大な労力を要するため，今回はラベリングを自動化して実施した．まず，点群データを保存する際，目視でダンプを監視し，手作業でダンプの状態変化記録した csv ファイルを作成する．例えば，13:00 carry→13:05 dumpup→13:06 empty→….のように記録する．次に，この記録を用いて，ある時間におけるダンプの状態を把握し，点群データとダンプ状態を時間データから紐づけることで自動ラベリングを実施する．上記に示したダンプ状態の記録に即すると，13:00 から 13:05 の間に取得した点群データに carry のラベリングを自動的に付与する．このように点群データ取得の際に手作業で作成したダンプの状態記録 csv を用いることで, 点群データへの carry, dumpup,empty のラベリングを自動化した.

(3) 点群データを Neural Network へ入力するための点群データ加工

Neural Network に点群データを入力する前に，点群データを二つの手順で加工する. 3DLiDAR は，ダンプのベッセル以外にもレーザーを照射し点群データとして計測するため，不要な情報を点群データに含まれる. そこで一つ目の手順では，ダンプの状態認識に不必要なベッセル以外の点データを削除する．不必要な点データを削除するために, ダンプのベッセルが点データとなり得る座標の範囲を手動で見つけその範囲をパラメータ（-5<x<5, y<10 など）とし，パラメータで定めた範囲以外の点データを点群データから自動的に削除する.

二つ目の手順では，点群データのデータ構造変動に対応する．Neural Network にデータを入力するには，入力するデータ構造を一定にする必要がある(例えば，100 pixel×100pixel の画像). 一方で，3DLiDAR により作られる点群データは, 複数レーザーを照射して跳ね返ってきたレーザーのみから点群データを作成する特性から，点群データの数が一定にならない．そこで，Neural Network に入力する点群データのデータ構造を一定にするためのデータ変換を行う.

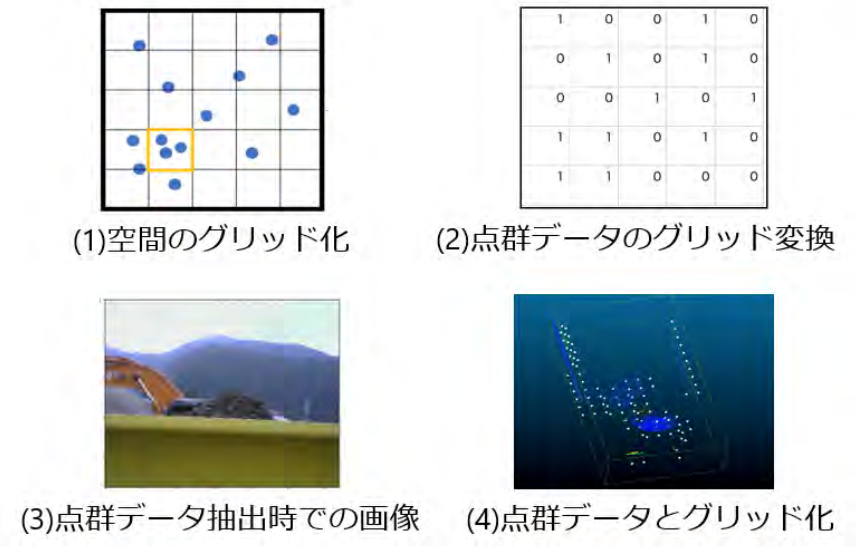


図-4 点群データ加工例

まず, グリッドデータに変換するために xyz の座標空間を正立方体で表現し，その立方体に計測した点データが存在するかを確認する．例えば，**図-4(1)**のような二次元グリッドで原理を説明すると，**図-4(1)**内の黄色枠のようにグリッド内に点データが存在する場合，**図-4(2)**のグリッドにて 1 と表現する．点データが存在しない箇所は 0 として表現する．このような操作を三次元グリッドで同様に行う．**図. 4(3)**にベッセルの状態画像と，その時に計測した点群データをグリッド化変換したものを**図-4(4)**に示す．青色や緑色の点が 3DLiDAR で計測された点データであり, 白色の立方体が点群データをグリッドデータに変換した際, 1 のフラグが立った箇所になる. このようにグリッドで点群データを表現することで，データ構造を 3DLiDAR の取得した点データの数に依存しない不変な構造で表現でき， NeuralNetwork に入力できる形になる．

(4) 加工された点群データとラベリング情報を用いた Neural Network の学習

最後に加工されたデータを用いて，ダンプ状態の認識 AI を作成する．学習により構築された AI モデルをダンプに取り付けられるデバイス内のエッジ PC にコピーし, ダンプの状態をリアルタイムで認識するシステムを完成させる．この時，Neural Network に入力するためのデータ変換プログラムも併せてエッジ PC に導入し，3DLiDAR が生成した点群データを Neural Network へ入力する前にデータを変換する. エッジ PC 内に設置された AI は、一定の周期でダンプの状態を推定し続ける。PC スペックに大きく依存するが，今回では，0.1 秒ごとにダンプの状態を推定した．AI が点群データから状態を推定した時の例を**図-5** に示す．

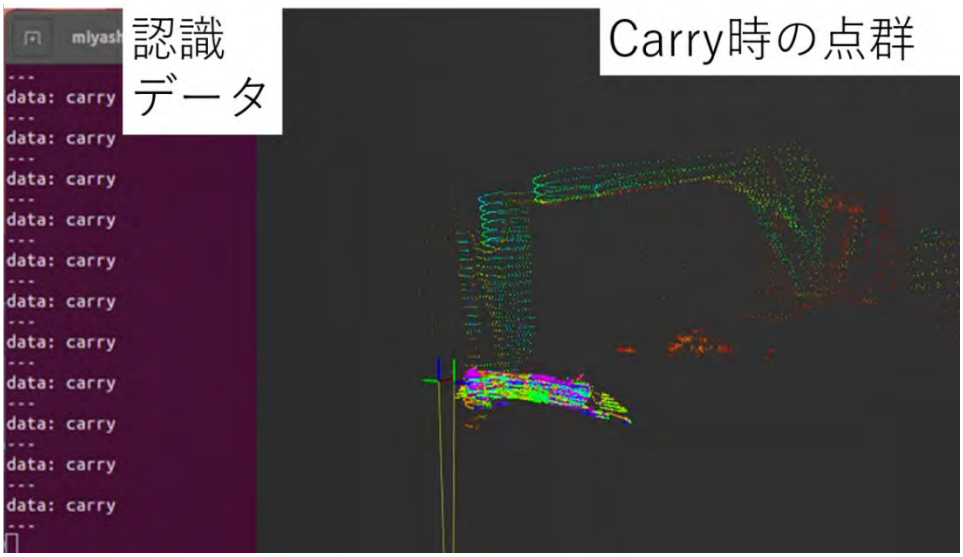


図-5 ダンプが「carry」時の点群及び認識データ

さらに，ダンプ状態認識の精度を向上させるため，AI による認識とステートマシンを組み合わせた．ダンプの状態が「empty」→「carry」→「dump-up」→「empty」と循環する性質を利用し，ステートマシンがある状態で，AI が移行可能な状態を認識した場合に，ステートマシンを次の状態に変更する．例えば，ステートマシンの状態が empty で AI が carry を検知した場合(実際にはダンプに土を詰め込み始めたタイミング)，ステートマシンの状態を carry に変更する．一方，ステートマシンの状態が empty の時に，AI がダンプの状態認識を間違え dump-up と誤認識した場合，AI の認識結果を誤認識としてステートマシンは empty に留まる．このようにステートマシンで状態を管理することで，AI が誤認識した場合（例えば、空の状態ダンプが移動している時、ベッセルの上に木が覆って間違えて dump-up と認識するなど）でも，システムはダンプ状態の誤認識を減少させることが可能になる．エッジ PC は，ステートマシンの状態が変化した時に，変化した状態とその時の位置情報をクラウドシステムに送信する．

４．デジタル施工管理システム

各デバイスから得られた施工データを Flask と呼ばれる Python の Web アプリケーションフレームワークを用い可視化した．（**図-6**）Flask を採用した理由は，現場ニーズに合わせて柔軟に施工データをダッシュボード化することが可能であるからである．例えば，BI(Business Intelligence)ツールと呼ばれる分析ツールが近年，採用される傾向にある．データ可視化する際，用意されたテンプレートを用い，与えられた枠内でプログラミング知識を有していない人でも簡単に表示・分析することができるからである．しかし，BI ツールでは，後述する施工高さマップや建機リアルタイム監視をするためのテンプレートが用意されておらず，実装不可であると結論づいたため，Flask を選択した．

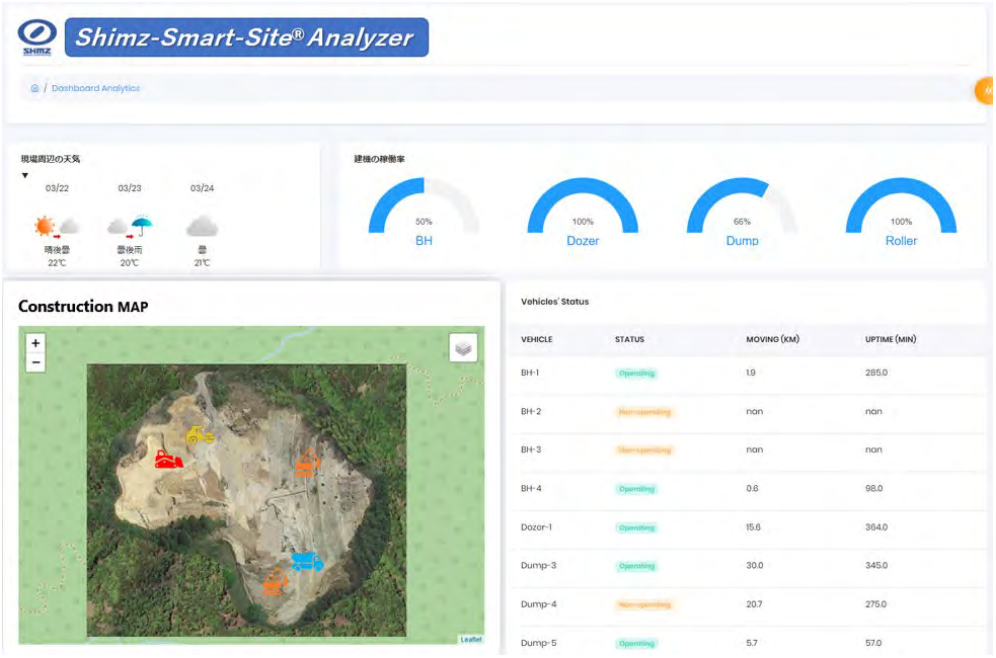


図-6 デジタル施工管理システム　ダッシュボード全体図

本システムから得られる情報は以下の a～f の通りであり，**図-7** は，一部分析例である．a)および b)は，AI による状態遷移判定及び GNSS からの位置情報の組み合わせにより，得られたデータであり，現在，ダンプトラックの運転手が手作業で記録している運搬土量帳票をデジタル化したものである．c)は建機アイコンが現場図面上にプロットされ，どのエリアでどの様な建機が作業しているかが，リアルタイムで把握可能である．d)施工高さマップは，現場のある箇所を基準点とし，その基準点の高さからどれくらい高いかを色の濃淡で表しており，今後，振動ローラで転圧した際の出来高管理に使用することを念頭に作成した．その他，e)の建機稼働状況把握では，各建機の累計稼働時間などの情報が得られる．用途として，例えば，長期間使用されていない建機を返却，若しくは，常に 100%近く稼働しているのであれば，建機が不足していることを意味するので，追加するなどの計画に利用予定である．f)気象情報は，気象庁のデータベースを元に表示しており，直近 3 日間の情報を表示している．このように，現場で必要な外部情報を表示させられることも本システムの強みである．

a) 運搬土量帳票
b) ダンプトラック個別分析（運搬回数，運搬土量，稼働時間）
c) 建機リアルタイム監視
d) 施工高さマップ
e) 建機稼働状況把握（稼働率、稼働時間、移動距離）
f) 気象情報

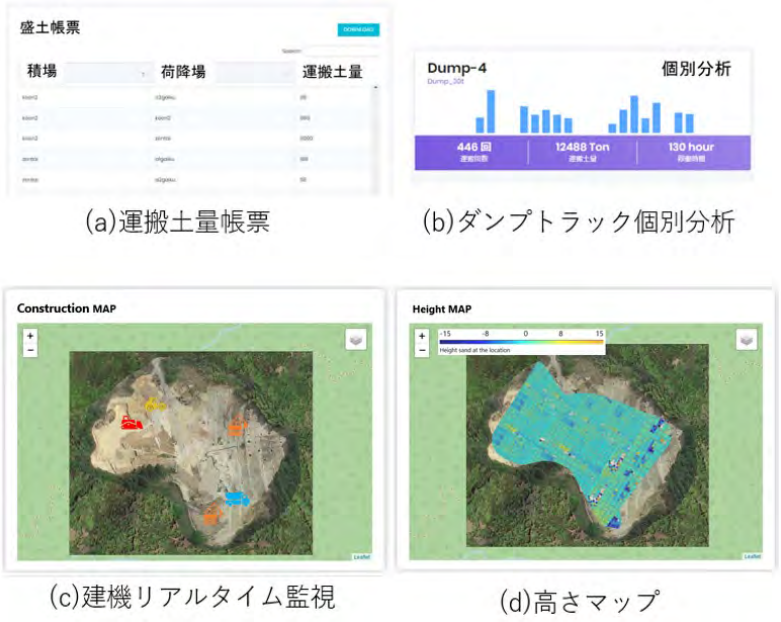


図-7 デジタル施工管理システム　分析例

５．結言

本システムにより，あらゆるメーカ建機を対象にデバイスを取り付けることで，デジタル施工管理システムを導入することを可能とし，UAV による測量や人の手によって記録された運搬帳票を元に把握していた運搬土量や建機の稼働状況（稼働率、稼働時間、移動距離、施工高さマップ）などの情報がリアルタイムで得られることを確認した．

今後は，引続き現場運用を続けながらデータの蓄積及び分析を実施する予定であるが，現在のダッシュボードに表示されているグラフなどは，デバイスから得られる時間情報・位置情報を元に可能な限り表示しているものもある．そのため，現場施工管理上、不必要であると結論付けられた分析については削除，もしくは，必要である場合はより詳細な分析ができるように整理する予定である．また，カーボンニュートラルを念頭に重機から排出される CO2 を可視化・分析することで余分な排出を抑え，環境面においても貢献できるよう考えている．このように本システムを継続運用・改修しながら，現場により有益な施工管理システムを導入することで，建設業界における少子高齢化による人手不足問題や労働環境改善に寄与できることを期待する．