

# 10. 造成工事を対象としたDX

## ダンプトラックの運土情報記録システムの構築

清水建設株式会社

○ 前崎 貴博  
横島 喬  
宮下 祐貴

### 1. はじめに

造成工事において、土の運搬管理は必須事項である。土を掘った場所と土を運んで積み上げた場所の施工記録から施工進捗を把握し、施工計画の策定や品質管理に利用する。従来、ダンプトラックがどのエリアからどのエリアに土を運搬したかは、ダンプ運転手など人の手で記録されている。複数のダンプが配備された現場では、それぞれのダンプの運土記録を回収し、施工現場内の土を運搬した回数及びその土量合計を手作業で集計している。これらデータは施工計画の策定や品質管理に必須のデータであるが、運転手による手作業の記録なため運土した場所の正確な位置を把握できない課題がある。加えて、数え間違いや記録の欠損によるデータの信頼性の欠如といった課題がある。

そこで、3DLiDARで計測した点群データからダンプの状態（土を運んでいるか、降ろしているか）をAIで認識させ、その認識情報とGNSSの位置情報を組み合わせた運土情報自動記録システムを構築した。運搬土量の算出について、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。運土情報はダンプに備え付けられたデバイスによりクラウドシステムに送信され、クラウド上で複数ダンプの運土情報を集中管理する。クラウド上で管理される運土情報は、例えば以下に示す用途で活用される。

- ・クラウドにアクセスし、リアルタイムの運土状況を把握
- ・クラウド上に蓄積された運土情報を用いて、施工管理に必要な運土帳票の自動作成
- ・施工計画に必要な運土情報の自動集計

### 2. システム概要

ダンプトラックの運搬状態の認識と土砂の運搬位置把握のため、3DLiDAR と位置測位センサー（GNSS）を用い専用のデバイスを構築した。（図-1）今回、3DLiDARを選択した理由として、他センサーに比べて外乱を受けにくい性質があり、一定のデータを得られるためである。例えば、当初、工学

カメラ・赤外線カメラなどを検討していた。しかし、造成現場は天候・作業する時間帯による日の当たり方など外部的な要因が多い。その為、逆光・影などの影響で見え方が変わってしまい常に一定の画像が得られないと考え不採用とした。また、加速度センサーをダンプトラックのベッセル（積荷する部分）に取り付けて、傾きから荷降ろししている情報を得ようとも考えたが、積荷した箇所を把握できないため、こちらも不採用となった。今後、積み立てられている土砂の点群データから土量を算出することも念頭において3DLiDARを選択した。3DLiDARはダンプのベッセルを点群データとして計測し、計測データを点群情報 処理用PCに送る。点群データを受け取った処理用PCは、Neural Networkに点群データを入力しダンプの状態推定を得る。この時、Neural Networkはダンプが土を積んでいるか（carry）、土を下ろしているか（dump-up）、土が空の状態（empty）であるかの3状態のどれであるかを推定する。

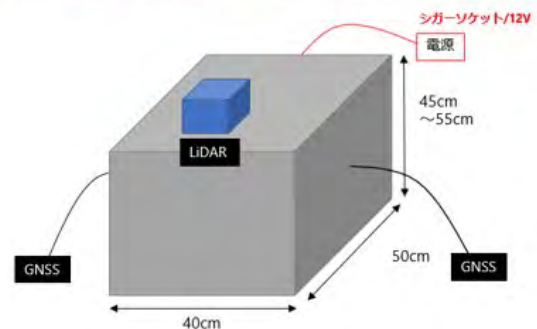
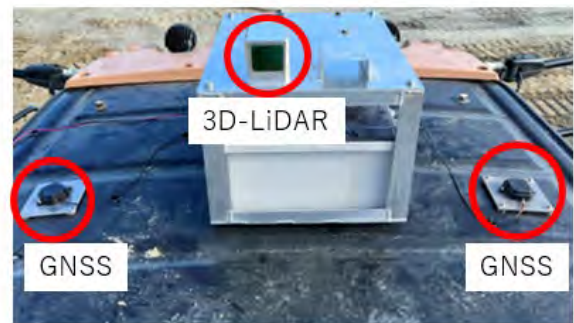


図-1 機器設置状況及びデバイス寸法

本デバイスの構成は、GNSS受信機、LTE通信機器、位置情報 処理用PC、点群情報 処理用PCで構成し、建機のシガーソケットにより電源を得ることで動作が可能となる。推定したダンプの状態(carry,empty,dump-up)とGNSSより得られる位置情報をクラウドに送信する。(以降は点群データの処理に関して記述するため、点群データ 処理用PCをエッジPCとして話を進める)



図-2 デバイス内部構成

### 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 a~d の手順で実施する。

- 訓練データ作成のための点群データ取得
- 取得した点群データへのラベリング
- 点群データをNeural Networkへ入力するための点群データ加工
- 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

#### a) 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-1のデバイスを搭載し、実施工中の点群データを保存する。

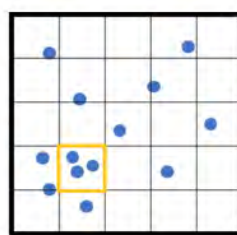
#### b) 取得した点群データへのラベリング

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 dump-up→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

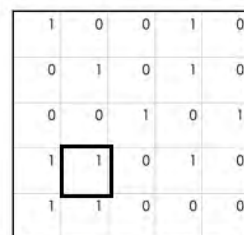
ータとダンプ状態を時間データから紐づけることで自動ラベリングを実施する。上記に示したダンプ状態の記録に即すると、13:00 から 13:05 の間に取得した点群データに carry のラベリングを自動的に付与する。このように点群データ取得の際に手作業で作成したダンプの状態記録 csv を用いることで、点群データへの carry, dump-up, empty のラベリングを自動化した。

#### c) 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 が点群データを入力する前に、点群データを2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1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。2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。



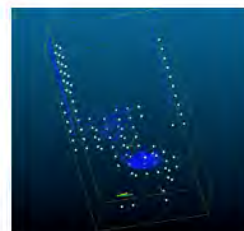
(a)空間のグリッド化



(b)点群データのグリッド変換



(c)点群データ抽出時画像



(d)点群データとグリッド化

図-3 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-3(a)のような二次元グリッドで原理を説明すると、図-3(a)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-3(b)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-3(c)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-3(d)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データを表現することで、データ構造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。

#### d)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-4に示す。

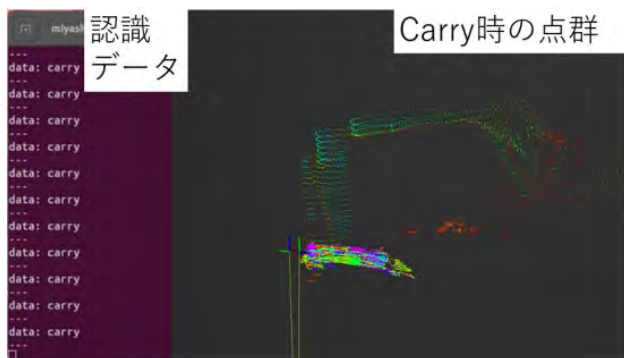


図-4 AIによる状態認識及び点群

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。(ステートマシンとはステート「状態」とトランジション「遷移」によって制御する仕組み)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. クラウドシステム

複数のダンプ状態認識システムより送られるデータをクラウド上で管理することで、どのダンプがどのエリアで土を積み込み、降ろしたかを1つのシステムに集積し、リアルタイムな運土情報の管理を可能とする。つまり、クラウドシステムは現場内の複数のダンプから送られてくるデータを統合管理し、現場全体の運土管理を実現する。ダンプシステムからクラウドシステムに送られるデータの処理フローを図-5に示し、以下に概略を説明する。

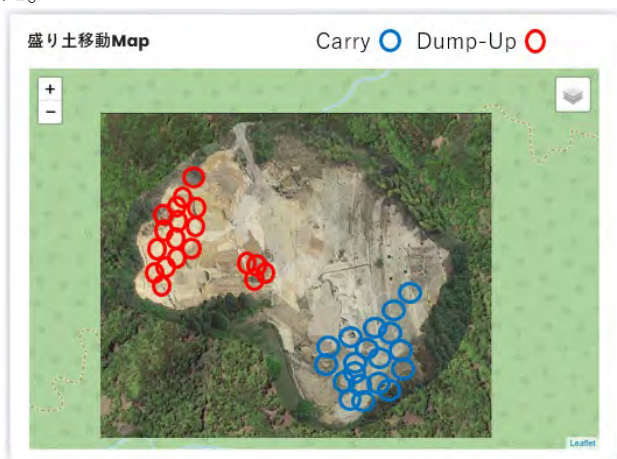


図-5 クラウドシステム上の処理フロー図

まず、ダンプ状態認識システムより受け取ったデータは、クラウド上のPipeLine（受け取ったデータを加工するところ）を通して、データベースに保存される。このとき、クラウドが受け取るデータは、ダンプの状態と位置情報のみで構成されており、施工現場の情報（現場ごとに決められたエリア情報など）が含まれていない。そこでクラウド上のPipeLineにて、施工管理に必要なデータ（エリア情報）を追加する。その後、PipeLineを

通ったデータはデータベースに保存される。この保存されたデータを用いて、クラウドシステムは施工管理者向けにダンプの運土管理情報を提示する。例えば、ダンプが積土した位置と盛土した位置を地図上に表現し（図-6）、施工管理者はクラウドにアクセスしてこのグラフから現場内の運土管理を行うことができる。また、（どこの土がどのくらいの土量が移動したかを管理する）運土帳票の自動作成も作成することが可能であり、期間指定をして帳票の出力が可能である。（図-7）造成現場では一般的に小エリア毎に区別して施工するのが一般的である。（A街区、B街区…など）そこで、どのエリアの土が積荷されて、どのエリアに荷降ろしされたのかの傾向を掴めるようにした。（図-8）

また、ダンプトラック毎にデバイスを取り付けているため、個別の分析が可能である。（図-9）こういった造成工事に必要な土運搬に関する情報をダッシュボード化することにより、施工管理者は日々の作業進捗状況を把握することが可能となった。



運搬帳票

DOWNLOAD

Search:

CARRY AREA	DUMPUP AREA	TON
algaiku	algaiku	224
algaiku	a2gaiku	112
algaiku	c2gaiku	700
clgaiku	koen2	28
clgaiku	zentai	338
c2gaiku	clgaiku	28
c2gaiku	c2gaiku	140
c2gaiku	zentai	280

図-7 運搬帳票

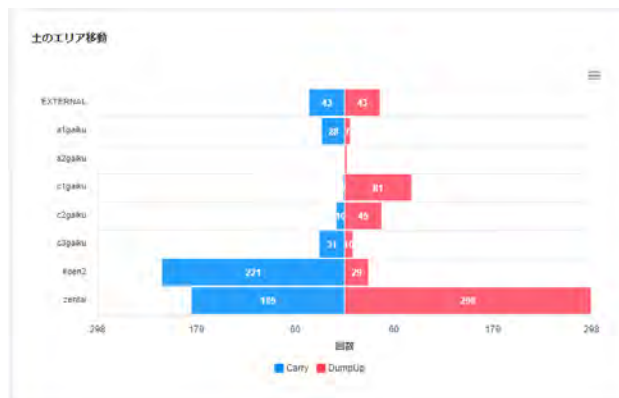


図-8 エリア毎の土運搬

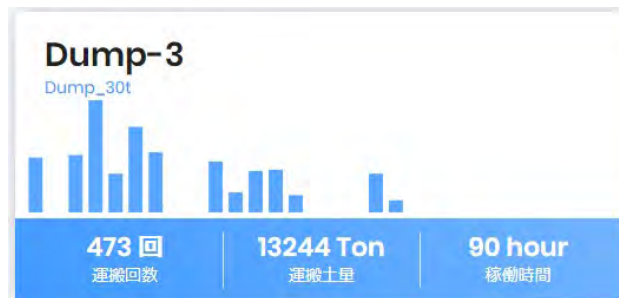


図-9 ダンプトラック個別分析

## 5. 終わりに

本システムを構築することで、今までダンプトラックの運転手が手作業で記録していた帳票をデジタル化することが可能となった。これにより、従来の手法よりも確実でかつ、効率的に把握することができる。また、GNSSからもたらされる位置情報を組み合わせることにより、どのエリアにどれくらいの土を運搬したかの情報を得ることができるため、施工管理者は信頼性の高いデータを元に施工計画の策定・修正が可能となった。今後は、現場で継続運用をしながら3DLiDARから得られる点群データを元に詳細な土量を算出できるようにし、より精度が高い情報を還元できるようにしたい。