

学習データセットの工夫で建機検出 AI を高度化する試み

安藤ハザマ 正会員 ○早川健太郎 正会員 黒台昌弘
富士ソフト 増田 裕正 寺原 勲

1. はじめに

建設現場を撮影した映像から、施工管理に必要な情報を取得する AI を活用する取り組みが盛んであるが、AI は学習範囲外の状況に弱く、臨機応変な対応ができないことが課題とされている¹⁾。様々な現場状況に対応可能な AI を作成するには、適用する現場ごとに学習データを収集する方法が考えられるが、都度の大量の学習データの収集には時間とコストが掛かることが問題である。筆者らは、機械学習に用いる学習データの構成を工夫することでこれらの課題を解決可能であると考え、学習データセットと現場適用に関する検討を進めたので、本稿にて紹介する。

2. 建機の自動検出システムの概要

AI による建機の検出精度を評価するため、筆者らがこれまでに開発した映像中の建設機械を自動的に検出するシステム²⁾（以下、建機検出 AI と呼称する）を用いた。建機検出 AI の概要を図-1 に示す。現場を定点カメラで撮影し、得られた映像から画像データを切り出す。この画像データに映る建機にラベル付けを実施し、建機の外観と名称を関連付けることで学習データとしており、Microsoft 社の Azure Custom Vision にて機械学習を行っている。ここに未知の映像データを入力すると AI による推論が行われ、図-2 のような結果が出力される。なお、検出対象としたのはダンプ、バックホウ、ブルドーザ、振動ローラの 4 種である。

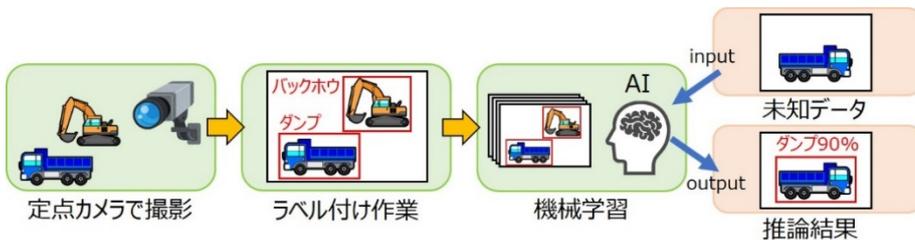


図-1 建機検出 AI の概要図



図-2 出力結果

3. 2種類の学習データセットと適用現場

図-3 に示すフローで、状況が異なる現場に対する AI の検出精度を確認した。現場 A の映像から作成した構成の異なる 2 種類の学習データセットを学習し、2 つの AI（無作為 AI、バランス AI と呼称）を作成した。

2 種類の AI の特徴を表-1 に示す。現場 A の映像のうち、建機が稼働している時間帯から無作為に 1,800 枚の画像を切り出し、9,679 個のラベルを付与したデータセットを学習したものを「無作為 AI」とした。もう一方の学習データセットでは、建機の向き（図-4）とカメラからの距離（図-5）に注目して現場 A の映像から画像を切り出した。ラベルを付与する際に建機の名称に加えて向きと距離に関する情報も与えており、例として【ダンプ、左向き、近距離】のようなラベルとなる。学習データセットに含まれる建機の外観が特定の状況

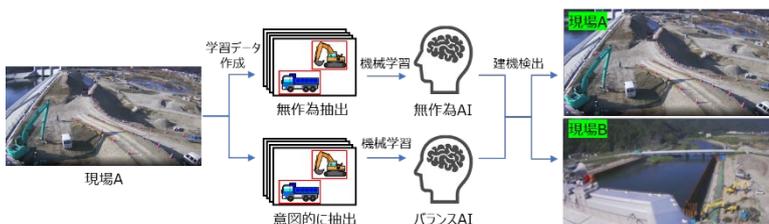


図-3 学習させた現場と異なる現場への適用フロー

表-1 無作為 AI とバランス AI の特徴

	学習データを収集した現場	ラベル数	画像数	ラベル数のバランス考慮
無作為AI	現場A	9,679	1,800	なし
バランスAI	現場A	5,880	2,623	向き、距離

キーワード 映像, 学習データ, AI, 機械学習, 物体検出

連絡先 〒305-0822 茨城県つくば市荻間 515-1 安藤ハザマ 技術研究所 先端・環境研究部 TEL029-858-8815

に偏らないように、向きに関する8種類のラベル数と距離に関する3種類のラベル数がそれぞれ均一になるように意図的にバランスを取り、5,880個のラベルを採用した。この学習データセットを学習したものを「バランス AI」とした。図-6, 7は、無作為 AI とバランス AI の学習データセットに含まれるダンプ画像のうち、向きに関するラベル数を表したものである。無作為 AI はそれぞれの向きでラベル数に差異があるが、バランス AI は均一になっている。

2種類の AI に入力する未知データは現場 A と現場 B の映像（図-3）から抽出した。現場 A の未知データは、学習データ収集時と同一の定点カメラから得ており、カメラから約 100m 以内の近～中距離で防潮堤の盛土作業を行う建機が多いことが特徴である。現場 B の場合、カメラの型式は同一だが、カメラから 100～150m の遠距離で河川堤防の構築を行う建機が多く、カメラアングルや背景の状況も現場 A と異なる。未知データを用いた AI の検出精度評価指標として Accuracy を用いた。Accuracy は AI による検出結果の正解率を表す指標の 1 つであり、 $Accuracy = \text{正解数} / (\text{正解数} + \text{誤検出数} + \text{未検出数})$ で求められる。

4. 適用結果

現場 A と現場 B の未知データを無作為 AI とバランス AI に入力し、正解率を求めた結果を表-2 に示す。現場 A に適用した場合、無作為 AI の正解率は 63.23%、バランス AI が 57.97% となった。一方、現場 B では、無作為 AI は 49.43% まで正解率が低下したのに対し、バランス AI は 61.17% となり、異なる現場に適用しても正解率が向上する結果となった。

この結果は、学習データセットの作成方法において、その現場の特徴が AI に色濃く反映されたためであると考えられる。すなわち、現場 A の映像中の建機は、カメラから近～中距離で作業することが多く、搬入経路の都合上、特定の向きの建機が頻出している。このような偏った特徴を持つ学習データセットを採用した無作為 AI は、同様な偏りを有する現場の建機を検出することに特化し、状況が異なる現場の未知データに対する正解率が低下する。一方、建機の向きと距離のラベル数をバランスよく整えた学習データセットを採用したバランス AI は、特定の状況に左右されることなく、異なる現場にも対応する AI になったと考えられる。

AI の運用においては、現場ごとに大量の学習データを収集する時間とコストが課題であったが、学習データセットの構成を工夫し、異なる現場でも正解率を保てるような汎化性能を持つ AI を用いることで解決が可能である。適用する現場とは異なる現場で事前に学習データセットを作成することができるため、次の新しい現場には、スピーディに適用できると考える。

5. 今後の展望

建機の向きと距離に関するラベル数を均一にするには、ラベルの選別作業が必要であり、無作為なラベル付与作業よりも時間が掛かる傾向がある。今後はラベルの付与、選別を効率化する手法を検討していきたい。

参考文献

- 1) 全 邦 釘：土木工学分野における人工知能技術活用のために解決すべき課題と進めるべき研究開発，第 1 回 AI・データサイエンスシンポジウム論文集，pp.9-16，2020。
- 2) 早川健太郎，黒台昌弘，増田裕正，蒔苗耕司：AI による建設機械検出システムの開発と検出精度を向上する試み，第 1 回 AI・データサイエンスシンポジウム論文集，pp.313-319，2020。



図-4 8方向の向き

図-5 遠中近の距離

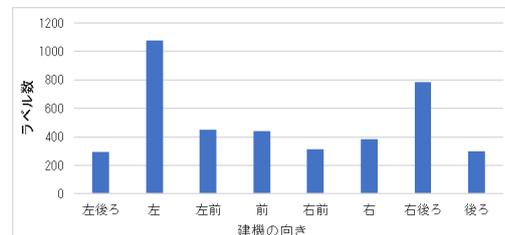


図-6 無作為 AI のラベル数 (ダンプ向き)

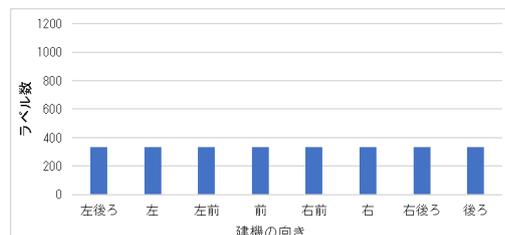


図-7 バランス AI のラベル数 (ダンプ向き)

表-2 2つの AI の正解率

	Accuracy (%)	
	現場A	現場B
無作為AI	63.23	down → 49.43
バランスAI	57.97	up → 61.17