

現場映像から AI を用いて建設機械を自動検出するシステムの開発（その2）

ー 学習データが検出精度に与える影響について ー

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

1. はじめに

施工中の現場状況を撮影した映像から、AI を用いて出来高管理や工程管理に必要な情報を抽出する技術の開発が盛んに行われている^{例えば, 1)}. そのような状況の中、筆者らは、現場映像から AI を用いて建設機械を自動検出するシステム（以下、建機検出 AI と称する）を開発してきた. この一連の技術開発において、建機検出 AI の検出誤差は建機を目視判読した結果と比較すると台数換算で±14%程度であることが分かっている²⁾.

こういった高精度な検出を実現するためには、建機検出 AI に事前に学習させる「学習データの量と質」が重要であり、表-1 に示すような視点で学習データを作成する必要がある. 本稿では、表-1 のうち、「学習データラベル数」と「建機の向き」について考察する. なお、建機検出 AI の作成とその精度検証には、Microsoft 社の Custom Vision Service を使用している. また、本件は国土交通省「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」(PRISM) に採択され実施したものの一部である.

2. 建機検出 AI の検出誤差と学習データの関係

2.1 検出誤差に関する評価指標

ある事象に機械学習を適用した場合の精度（本稿では検出誤差と称する）は、「適合率(Precision)と再現率(Recall) といった性能指標で示すことが多い. 本稿の建機検出の事象で言えば図-1 に示すとおりである. すなわち、Precision は AI がダンプとして検出したもののうち目視判読（＝正解）においてもダンプであった割合、Recall は目視判読においてダンプであったもののうち AI がダンプとして検出したものの割合である.

ここでは、2019/9/20～11/30 の間に盛土工事を撮影した 4K カメラの映像から、約 1,800 枚の画像データを抽出した上で合計 9,679 のラベル（内訳：ダンプ 4,043、バックホウ 4,042、ブルドーザ 812、振動ローラ 782）を付与して学習データとした. そして、上記期間の映像から、学習データとして使用していない画像を評価用データとして 72 枚抽出している.

2.2 学習データラベル数についての検討

図-2 には「ブルドーザ」についての学習データラベル数と性能指標との関係を示す. 適合率を示す Precision は、ラベル数 400 個の時に既に 80%と高い値を示し、500 個を超えると 100%となっている. すなわち、AI がブルドーザとして検出した建機はそれがすべて正解であったことを示している. 一方、Recall はラベル数 500 個までは低い数値を示しているが、600 個を超えると 80%を超えている. 実際に映像に映っているブルドーザのうち、

表-1 学習データの分類の一例と説明

学習データの種類	説明
学習データラベル数	100個 or 1,000個
建機の向き	前後左右、斜め前、斜め上方・・・
建機の明るさ	晴天・曇天、朝焼け・夕焼け・・・
建機の色	メーカー色、汚れ・・・
建機の背景	青い空、白く雲、茶色い土・・・
建機の動き	荷台上げ下げ、ブーム上げ下げ・・・
カメラレンズの向き	東向き、南向き・・・
カメラ解像度	4K、FHD、HD

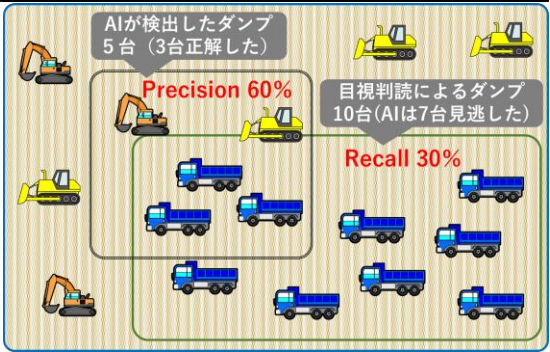


図-1 建機検出 AI における性能指標

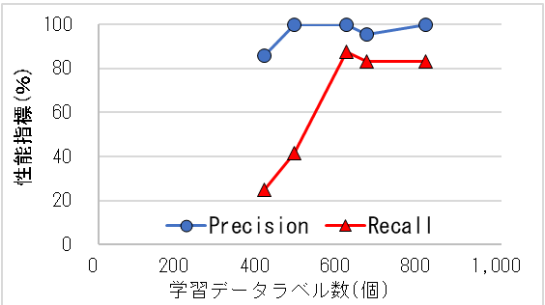


図-2 建機検出 AI の性能指標（ブルドーザ）

キーワード AI, 物体検出, 学習データ, 映像

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 Tel. 029-858-8815

20%は見逃してしまったと言える。以上より、学習データに使用するラベルを増加させることで、建機検出 AI の精度が向上することが明らかとなった。また、学習データが一定数を超えると、高い精度で安定することも確認された。

2.3 建機の向きとラベル数についての検討

本稿で示す建機検出 AI による検討で使用した学習データは、建機の向いている方向に偏りがあることがわかっている。偏りの例を図-3 に示す。こういった建機の向きの偏りが建機検出 AI の検出誤差に影響しているものと仮定し、図-4 に示すようなダンプの向きごとのラベル数がほぼ同数 (300 個程度) に平準化された建機検出 AI を作成した。この時のラベル数は 2,387 となったので、ラベル数が 2,424 でダンプの向きに偏りがある状態 (図-5) で学習した AI を比較対象として、ダンプの検出を実行した。その結果を図-6 に示す。なお、検出対象としたのは AI の学習に使用していない 2019/12/2~12/9 の画像である。

図-6 の縦軸は検出誤差を示しており、(建機検出 AI による検出台数 - 目視判読台数) / 目視判読台数で計算される。12/7 は映像内に終日駐車しているダンプが存在したことやダンプに外観の似たトレーラの出入りが多かったことを現認しており、そのことが要因となって検出誤差が大きくなっている。

図-6 では、ダンプの向きごとのラベル数に偏りがある場合に対して、ラベル数を平準化したケースの方が 12/7 を除くすべての日付において明らかに検出誤差が小さくなっていることが見て取れる。このことから、学習データを作成する際の留意点として、建機検出精度を向上させるためには、学習データを構成する各要素 (ここでいう建機の向き) のラベルの数をできる限り平準化する必要があることが明らかとなった。学習データの作成労力の観点からもラベル数をどこまで少なくできるかという問題が残るが、これは今後の課題としたい。

3. おわりに

筆者らが開発した建機検出 AI を用いて、事前に準備した学習データが検出誤差に与える影響について検討した。闇雲に学習データを揃えるのではなく、ある一定のルールを設定して学習データを作成することが検出誤差の低下 (AI の性能向上) に効果があることが分かった。

画像認識の観点から見た時、建設現場特有の問題として、地形を含めた現場状況が日々変化することがある。盛土等で状況が大きく変わると、相対的な撮影角度や距離の相違により対象の見え方も変化することから、AI による検出誤差が大きくなると考えられる。このような状況下でいかに AI を有効活用するかが今後の技術開発の重要な要素になると考えている。汎用的な学習データの作成方法や効率の良い学習方法をさらに検討していきたい。

参考文献

- 1) 天童涼太, 横内静二, 早川健太郎, 森田祐一: 山岳トンネルにおける掘削施工サイクルの自動取得について, 土木学会第 74 回年次学術講演会, VI-743, 2019.
- 2) 早川健太郎, 黒台昌弘, 木付拓磨, 増田裕正, 寺原勲: 現場映像から AI を用いて建設機械を自動検出するシステムの開発 (その 1), 土木学会第 75 回年次学術講演会 (投稿中), 2020.



図-3 偏ったラベル (左) とバランスが良い例 (右)

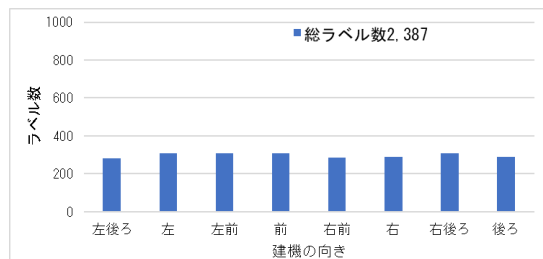


図-4 平準化したダンプのラベル数

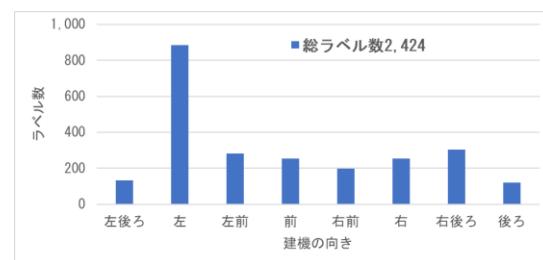


図-5 ラベル数に偏りがある状態

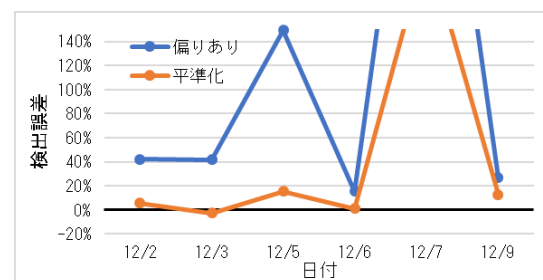


図-6 偏りあり AI と平準化 AI の検出結果