

ダンプトラック自動誘導システムの開発に向けた機械学習について

前田道路(株) 正会員 ○加藤 康弘

同上 正会員 村本 孝

(株)日立ソリューションズ・テクノロジー 柴山 修治

1. 目的

アスファルト舗装の施工は 10 名程度の人員で行うが、この作業方法は 50 年以上変わっていないのが現状である。そこで舗装工事の省力化省人化に向けてダンプトラック（以下、ダンプ）の現場内誘導作業に着目し、AI を活用してダンプの後進を自動誘導するシステム（以下、本システム）の開発を進めている。本報は、単眼カメラから取得した舗装作業の画像に対するダンプや作業員等の物体認識の精度向上について報告する。

2. 本システムの概要

(1) システム構成

本システムの概念図および処理プロセスを図-1 に、システムの構成を図-2 に示す。舗装工で使用するアスファルトフィニッシャ（以下、AF）に設置した単眼カメラで前方画像を取得し、その画像に対して AI を使用したソフトウェアでダンプや作業員および作業レーン（車線）を物体認識してその位置（距離）を推定する。次に、その相互関係からダンプと作業員の近接や車線逸脱の状況を判定し、事前に設定した閾値を超えるとダンプ運転手にラジオ等で警告を発信しながら後進するダンプを AF まで誘導するシステムである。

(2) AI を活用したソフトウェア

本システムは高価なセンサや複眼カメラに依らないことを目的に、単眼カメラで物体検出や距離推定ができる日立ソリューションズ・テクノロジー製ディープラーニングソフトウェアを採用した。物体検出や距離推定のソフトウェアライブラリの仕様を表-1 に示す。このソフトウェアは Nvidia 製の GPU モジュールで動作し、現場では MSI 製ノート PC を用いて検証を行っている。

3. 学習用データの収集

(1) 当初段階の収集条件

ディープラーニングで必要となる教師用画像データの撮影には当初段階は ELP 製 500 万画素 USB カメラを使用した。舗装工の現場は高速道路や一般道から駐車場などの民間施設まで多様であり、施工は昼間だけでなく夜間にも行う。これらの現場に対応すべく図-3

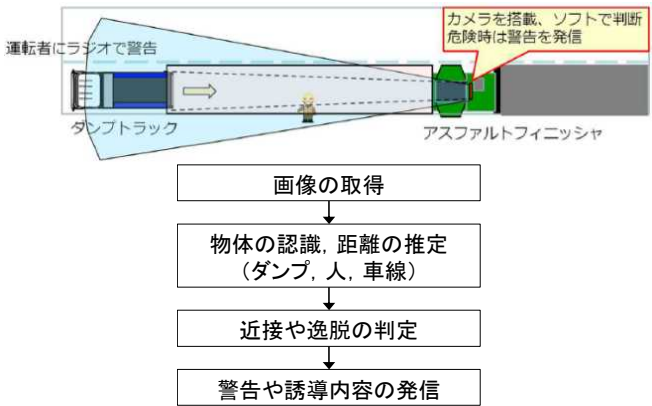


図-1 本システムの概念図および処理プロセス

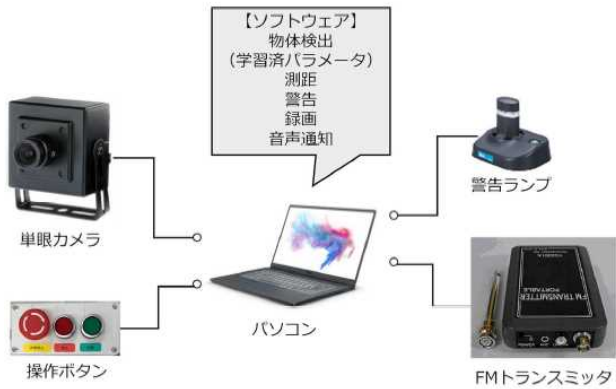


図-2 システムの構成

表-1 使用したソフトウェアライブラリ

種別	項目	仕様
物体検出 ソフトウェア ライブラリ	ニューラルネットワーク	メーカー独自方式
	入力画像サイズ(ピクセル)	H480×W352
	検知物体	車両、人物、白線
	学習ツール	Darknet
	推論時間 (msec)	100 以内 (1 枚あたり)
測距 ソフトウェア ライブラリ	測定誤差	0.3m (8m 離れた位置)
	処理時間 (msec)	1

キーワード AI, 舗装工, 省人化, ダンプトラック, 誘導作業, 機械学習

連絡先 〒300-4111 茨城県土浦市大畑 208

前田道路株式会社 技術研究所 TEL029-833-4311

のように様々な施工状況において教師用データを撮影し機械学習を行った。

(2) 中間段階の収集条件

対象現場を自動車専用道路の昼間作業に限定して追加学習を行った。途中段階でカメラを従来よりも取扱いが容易な GoPro 製に変更した。

(3) 最新段階の収集条件

GoPro 製による自動車専用道路の昼間作業の教師用データを更に追加して機械学習を行った。

4. 各段階の結果および評価

物体認識精度の評価はダンプと人に対する検出率として precision（適合率）と recall（再現率）を用いて行った。precision の値が大きければ誤検出が少なく、recall の値が大きければ未検出が少ないと評価した。

(1) 当初段階

当初段階ではパラメータを変えながら評価を行ったものの、現場や昼夜の条件が変わると両検出率も大きく変わる課題が生じた。そこで、通行人や自転車などが映り込まない自動車専用道路の昼間作業に限定して機械学習を進めた結果、表-2 に示す検出率が得られた。評価画像数は 137 枚である。

ダンプの検出率は 80% 程度得られたものの、人の recall が 50% であり未検出の改善が必要となった。

(2) 中間段階

人の recall 値の向上策として、複数現場において様々な作業着を中心に人と建設機械に対する 600 枚の追加学習を行うとともに、複数回推論（画像を分割して推論する手法）を組み込んで機械学習を進めた。この推論の概念を図-4 に示す。その結果、表-3 に示すように人の recall は大幅に向上し、ダンプの検出率も向上した。

(3) 最新段階

各検出率を更に向上すべく、1500 枚の追加学習を行った。その結果、表-4 に示すようにダンプだけでなく人の検出率も 90% 以上の値が得られた。これは、追加学習に加えて GoPro 製カメラによる画質が従来カメラと比べて良いことが理由として考えられる。

5. まとめ

ダンプの後進を自動誘導するシステムの構築に向けて、AI を用いたソフトウェアによりダンプや作業員の認識精度の向上について検討を行った。ディープラーニングにおいては機械学習の量に加え、適用箇所の限定の良否がシステム構築に影響することが分かった。今後も実証を重ねてシステムの向上を図っていきたい。



図-3 学習用データの収集状況

表-2 当初段階の検出率

種別	評価基準	学習後(%)
ダンプ	precision	79.7
	recall	82.3
人	precision	91.7
	recall	52.9



図-4 複数回推論の概念図

表-3 中間段階における検出率の変化

種別	評価基準	改善前(%)	改善後(%)
ダンプ	precision	79.7	90.2
	recall	82.3	98.4
人	precision	91.7	88.9
	recall	52.9	82.5



図-5 追加学習による未検出の改善

表-4 最新段階における検出率の変化

種別	評価基準	改善前(%)	改善後(%)
ダンプ	precision	90.2	98.1
	recall	98.4	98.9
人	precision	88.9	93.8
	recall	82.5	90.2