

## セマンティックセグメンテーションを用いた自動建設機械周辺環境の認識技術

鹿島建設(株) 正会員 ○田島大輔 石津諒太 三浦千晶 浜本研一 三浦 悟

## 1. はじめに

当社は省人化、生産性、安全性の課題を解決するために、建設機械の自動化技術を核とした次世代の自動化施工システム<sup>1)</sup>(図-1)の研究開発を進めており、2020年から成瀬ダム(台形CSGダム)の堤体CSG打設で本施工システムを全面的に適用している<sup>2)</sup>。本施工システムにおいて、自動ブルドーザは、設定された領域内にダンプトラックによって荷下ろしされた材料(図-2)をまき出す作業を実施している。それらを安定的に実施するには、材料山の形状を正確に認識する機能が必要である。本施工システムでは、これらの機能を実現する技術として、深層学習によるセマンティックセグメンテーション(以下、SSとする)の技術を導入している。本稿では、材料山の形状を認識させる方法の1つとして、二値画像処理による材料山の認識結果を例示すると同時に、深層学習によるSSを用いた材料山の認識技術の開発内容を紹介する。



図-1 次世代の自動化施工システムの概念図



図-2 ダンプトラックによって荷下ろしされた材料

## 2. 材料山形状認識の困難性

本章では、単純な画像処理方法である二値画像処理による材料山の形状認識について説明する。二値画像処理とは、分析対象の画像を白と黒の2色のみに変換する処理手法で、その手法により対象物と背景の境界を明確化させることができる。二値画像処理を用いた材料山の認識手法について以下に説明する。まず、対象画像に対する各色

(RGB)の画素値の頻度を表すヒストグラムから二値画像に変換する際に必要なしきい値を選定する。

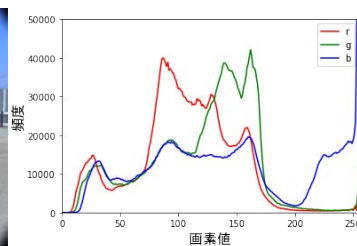
今回、しきい値の選定では、図-3(a)の原画像のヒストグラム(図-3(b))から、各色において材料山として想定される画素値の範囲をしきい値の範囲として設定した。最後に、その設定した値を基準に対象画像の二値画像処理を実施した。設定したしきい値において、二値画像処理を実施した結果を図-3(c)~図-3(e)に示す。図-3(c)~図-3(e)より、どの条件に対しても認識対象物である材料山を明確に認識していないことがわかる。以上のことから、図-3(a)に示すように、認識対象物である材料山とその周辺環境が類似している状況において、二値画像処理では材料山を明確に認識することは困難である。



(c) R: しきい値 50~120



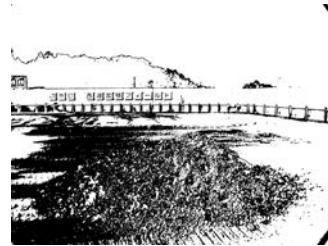
(a) 原画像



(b) ヒストグラム



(d) G: しきい値 50~105



(e) B: しきい値 50~125

図-3 二値画像処理による材料山の形状認識

キーワード: 自動化建設機械, ブルドーザ, まき出し作業, 深層学習, セマンティックセグメンテーション

連絡先 〒182-0036 東京都調布市飛田給 2-19-1 鹿島建設(株) 技術研究所 TEL 042-485-1111

### 3. 深層学習によるセマンティックセグメンテーション(SS)

本章では、深層学習による SS を用いた材料山の認識技術の開発内容を紹介する。SS とは、1 枚の画像中に含まれる複数の物体に対して、物体の領域と物体名をピクセルレベルで付与することである。本開発では、これらを行う際の課題に深層学習を用いた。

#### 3.1 教師データ

本開発では、ダンプトラックによって荷降ろしされた材料山を認識することが主目的のため、教師データである画像は、実際のダムの施工現場で想定される自動ブルドーザの周辺環境を当社内の実験場で模擬して取得した(図-4 参照)。さらに、周辺環境の照度や天候の違いによる認識精度の低下を防ぐため、画像は日中や晴天の日だけではなく、夜間や雨天等の環境で季節毎に画像を取得した。画像の取得方法に関しては実際の



図-4 画像取得状況

使用状況を想定して、ブルドーザのボンネット上に架台を設置し、その架台上部にカメラを固定して画像を取得した。カメラは防水保護のため、アルミ製のハウジング内に設置した。また、取得した画像に対して、「材料山」、「材料山以外」の2種類のクラスでピクセルレベルでのアノテーション作業を実施した。

#### 3.2 学習モデル構築と学習結果

学習モデルとして、SS モデルの一つである PSP-Net (Pyramid scene parsing network)<sup>(3)</sup> と呼ばれる深層学習モデルを構築した。PSP-Net は、現段階では精度の高い SS の学習モデルとされている。特徴としては、画像内の物体の関連性や類似性を幅広いスケールの範囲で学習するために、小さい範囲のフィルタから徐々に拡大していったフィルタ(ピラミッド構造)を



(a) 正解データ

(b) 推論結果

図-5 材料山の認識結果

明示的にネットワークに組み込んだ構造である。学習は、学習済みモデルを再利用した手法であるファインチューニングを採用し、訓練データ 700 枚、検証データ 500 枚の合計 1200 枚のデータセットを用い実施した。

図-5 に、未学習である図-3(a)の原画像に対する材料山の認識結果を示す。図-5(a)の正解データとは、原画像にアノテーションを施した画像である。また、図-5(b)の推論結果には、原画像を学習済みのモデルに入力して得られた緑色の材料山の形状を原画像にオーバーラップさせた画像を示した。推論結果の画像を見ると、材料山を示す緑色部分が材料山の形状に高い精度で一致していることが確認できる。また、SS 等の評価指標に使用され、正解データと推論結果とのオーバーラップ率を示す IoU 値は、0.973 を示した。この結果、材料山の形状を認識する機能として、本施工システムでは、高い精度で材料山の形状を認識できる深層学習を用いた SS を採用している。

### 4. まとめ

本稿では、ダンプトラックによって荷下ろしされた材料を正確に認識する技術として、画像処理手法の1つである二値画像処理による材料山の認識結果と本施工システムで導入している深層学習による SS を用いた材料山の認識技術の開発内容を示した。二値画像処理では、認識対象物である材料山とその周辺環境が類似している状況において、材料山の形状を認識することは困難であることを例示した。一方で、深層学習を用いた SS では、高い精度で材料山の形状を認識できることを示した。

#### 参考文献

- 1) 田島大輔ほか：建設機械の自動化による自動化施工システムの開発，建設技術発表会 2017，pp.128-132.
- 2) 菅井貴洋ほか：自動化施工システムの台形 CSG ダム工事への適用，土木学会第 76 回年次講演会，VI-209，2021.
- 3) Hengshuang Zhao et al., "Pyramid Scene Parsing Network", CVPR 2017.