

## 定点カメラ画像を用いた石神井川感潮域の水面浮遊物判定モデルの構築

|           |                 |      |        |
|-----------|-----------------|------|--------|
| 東京都立大学    | 都市環境学部          | 学生会員 | ○加藤 奨之 |
| 東京都建設局    | 土木技術支援・人材育成センター | 正会員  | 高崎 忠勝  |
| 東京都立大学大学院 | 都市環境科学研究科       | 正会員  | 河村 明   |
| 東京都立大学大学院 | 都市環境科学研究科       | 正会員  | 天口 英雄  |
| 東京都立大学大学院 | 都市環境科学研究科       | 学生会員 | 芥田 直輝  |

### 1. はじめに

東京都内を流れる石神井川の王子駅付近は感潮域となっており、しばしばスカムやゴミ等の浮遊物の滞留がみられ（写真-1 参照）、悪臭や河川景観の悪化が問題となっている<sup>1)</sup>。

本研究では、画像処理分野で広く用いられている畳み込みニューラルネットワーク(CNN: Convolution Neural Network)によって定点カメラ画像からスカムの発生状況を定量的に判定するモデルを構築した。

### 2. 教師用データの作成

図-1のように定点カメラを王子駅付近に設置し、2016年9月6日から2016年12月12日までの期間の日中に10分おきに撮影を行った。このうちスカムや落ち葉などの水面浮遊物が多くみられた2016年9月8日、9日、16日、17日に撮影した画像を用いてラベリングを行い、教師データを作成した。ラベリングは目視で「水面以外」「水面」「落ち葉・ゴミ」「スカム」「その他」の5項目で判別した。なお、定点カメラ画像のサイズは1280ピクセル×720ピクセルであり、上下左右の端30ピクセルを除外した範囲で10ピクセルおきにラベルを付した。

また、目視でのラベリングは、通常の画像では暗い部分など判別が困難な箇所があるため、図-2のように色を反転させたネガポジ画像と比較しながら行った。ラベリングが難しい箇所については、「不明」とした。

学習データは9月8日、9日、16日に撮影した画像、検証データは9月17日の画像を用いた。ただし、後述の水面浮遊物判定モデルの学習において、誤判定に繋がる可能性があるため、すべての画像において「水面以外」となった部分と「不明」ラベルが多かった部分に関しては、判定の対象外とした。使用したデータ数を表-1に示す。

表-1 使用したデータ数

|                  | 水面以外      | 水面      | ゴミ・落ち葉 | スカム     | 不明     | 合計        |
|------------------|-----------|---------|--------|---------|--------|-----------|
| ラベル数             | 1,281,801 | 868,449 | 80,452 | 155,908 | 34,318 | 2,420,928 |
| 教師データ<br>(学習+検証) | 142,444   | 858,710 | 80,124 | 154,560 | —      | 1,235,838 |
| 学習データ            | 125,629   | 687,450 | 55,638 | 123,429 | —      | 992,146   |
| 検証データ            | 16,815    | 171,260 | 24,486 | 31,131  | —      | 243,692   |



写真-1 石神井川下流のスカム



図-1 定点カメラ設置位置

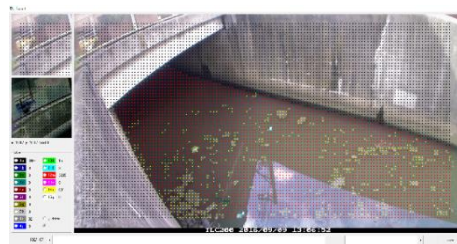


図-2 ラベリングプログラム

キーワード 畳み込みニューラルネットワーク、石神井川、感潮域、水面浮遊物、スカム

連絡先 〒192-0397 東京都八王子市南大沢 1-1 東京都立大学 E-mail : kato-shono@ed.tmu.ac.jp

### 3. 水面浮遊物判定CNNの構築

定点カメラ画像 1 ピクセル単位で判別する CNN を Python および PyTorch<sup>2)</sup>を用いて構築した。

入力層では、教師データ作成でラベルを付したピクセルから上下左右に 16 ピクセルずつ拡大した 33 ピクセル×33 ピクセルの矩形ごとに画像を入力する。

出力される情報は、「護岸などの水面以外の箇所」、「浮遊物がない水面」、「ゴミや落ち葉が浮遊している水面」、「スカムが浮遊している水面」の 4 通りとし、中間層は、畳み込み層、プーリング層、全結合層をそれぞれ 2 層ずつの構成とした (図-3 参照)。また、学習においてはドロップアウトとバッチノーマライゼーションを適用した。

### 4. 結果

CNN が出力した結果と実際に教師データのラベルが一致している割合を正答率とする。この正答率と学習回数との関係を図-4 に示した。

学習データの正答率は 20epoch 以降は 95% となっている。

検証データの正答率がこの CNN の予測精度となる。10epoch のとき 81% で最も低く、20epoch のとき 85% と一番高い予測精度となった。

図-5 は 20epoch まで学習させた CNN を用いて 1 ピクセル単位での判定させたものを、「水面」を水色、「ゴミ・落ち葉」を黄色、「スカム」を赤色で色付けしたものである。概ね正しく判定できていることが見て取れる。

### 5. むすび

本研究では石神井川の定点カメラ画像から、水面浮遊物を判定する畳み込みニューラルネットワークを構築した。その結果、およそ 85% の精度でスカムの浮遊状況について抽出した。

### 参考文献

- 1) 高崎忠勝, 枝澤知樹, 川合将文: 石神井川感潮区間の流れに関する分析, 令和元年。東京都建設局土木技術支援・人材育成センター年報, pp.74-78, 2019.
- 2) 杜世橋: 現場で使える! PyTorch 開発入門 深層学習モデルの作成とアプリケーションへの実装, 翔泳社, pp.62-71, 2018.

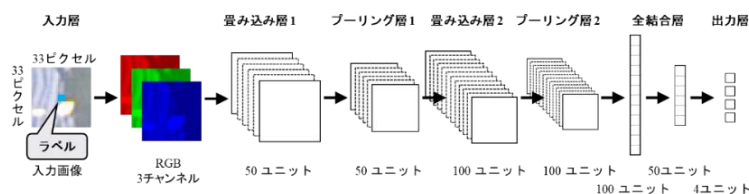


図-3 適用モデル

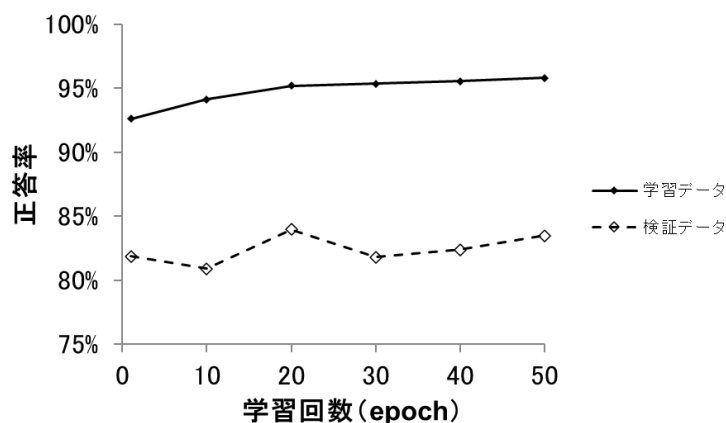


図-4 学習回数と正答率の関係

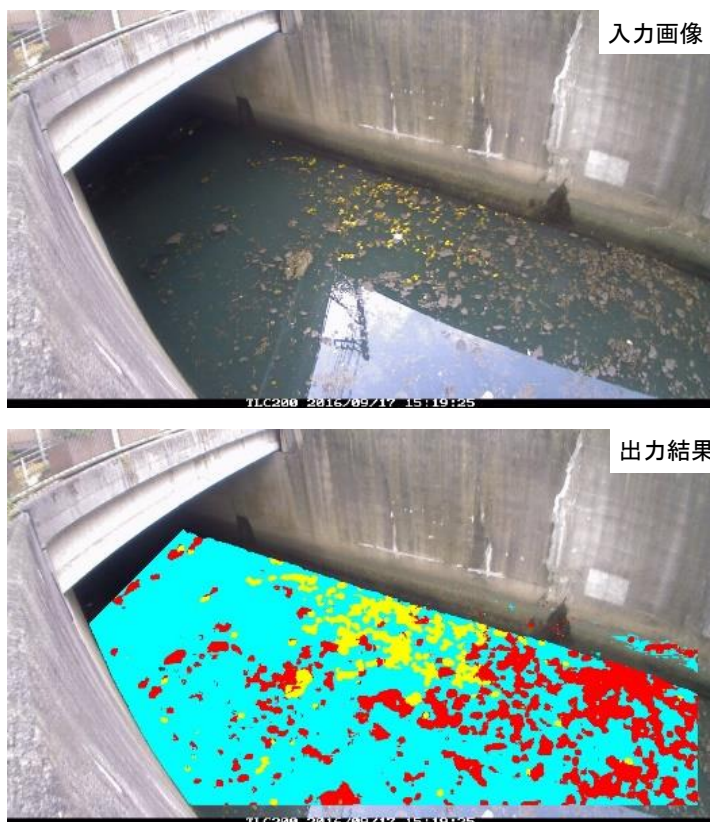


図-5 CNN の入力画像と出力結果の比較