

第II部門

U-Net を用いた河川スカム判別手法の改良

大阪大学工学部 学生員 ○懸樋 洸大
大阪大学大学院工学研究科 正会員 中谷 祐介

大阪大学大学院工学研究科 学生員 奥村 素生
大阪大学大学院工学研究科 正会員 西田 修三

1. はじめに

合流式下水道が採用されている都市では、降雨時に未処理排水が河川に排出される。排水に含まれる有機物は河床にて堆積した後、嫌気ガスの発生に伴って浮上し、スカムとして水面を漂う。スカムは河川の景観の悪化、悪臭、生態系への悪影響を引き起こすため、発生後の早期検知、及び対処が求められる。スカム発生の早期検知に有効な手法として河川カメラを用いた画像認識技術による物体検知が挙げられる。中谷・奥村らは畳み込みニューラルネットワークを応用したU-Net²⁾を用いて、河川カメラの画像からスカムの発生を検知し、その発生量をスカムが河面を覆う割合（被覆率）として定量化した。しかしながら、この手法では、ネットワークの学習のために大量のスカム発生画像を収集し、スカム部分のみを抽出したラベリング画像(図-1)を作成する必要がある。このラベリング画像の作成に多大な労力と時間を要するため、その他地点に適用する際のネックとなっている。そこで本研究では、学習用画像の作成にかかる労力と時間を削減する方法を構築し、河川スカム判別手法を改良することを目的とする。平野川(図-2)に設置された河川カメラの画像を対象とし、スカム判別モデルに用いるネットワークの新たな学習手法を提案し、その有用性を検証した。

2. U-Net を用いたスカム判別モデル

本研究で用いた U-Net の構造を図-3 に示す。U-Net は、セマンティックセグメンテーションと呼ばれる物体検知技術の一種であり、画像内の物体を画素単位でカテゴリ分類することが可能である。U-Net は、画像の持つ特徴量を抽出するエンコード部と、画像を復元し、結果を出力するデコード部で構成される。ネットワークの最適化のためには、大量の画像データと、求める出力に対応する正解データを用いた学習が必要である。

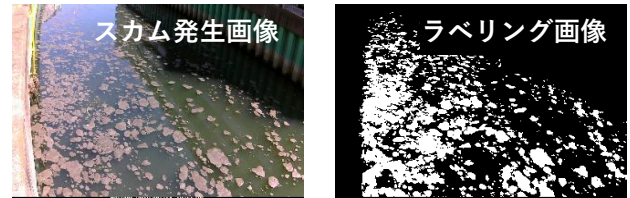


図-1 学習用データセット

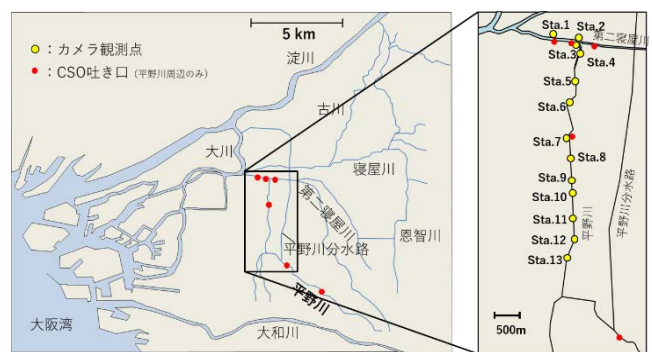


図-2 対象領域

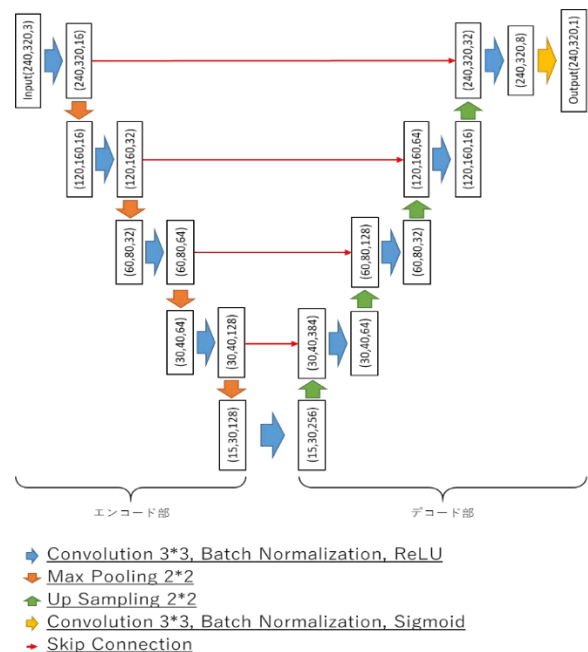


図-3 U-Net の構造

本研究では画像からスカムのみを検出するため、正解データには、スカムのラベリング画像を用いる。

Kota KAKEHI, Motoki OKUMURA, Yusuke NAKATANI and Shuzo NISHIDA

kakehi_k@civil.eng.osaka-u.ac.jp

3. ダミー画像によるネットワークの学習

ラベリング画像作成にかかる労力と時間を削減するために、スカム発生時のダミー画像を作成し、ネットワークの学習に用いた。ダミー画像作成の手順を図-4に示す。スカムの色や形状を考慮し、6種類のスカムを切り取り、画像1枚に対し1種類のスカムをランダムに複数回貼り付けた。パラメータ最適化の目的関数としては、次に示すDice損失関数を用いた。

$$J(\theta) = \frac{1}{M} \sum_M \left(1 - \frac{2 \sum_N \hat{y} * y + 1}{\sum_N \hat{y}^2 + \sum_N y^2 + 1} \right)$$

ここで、M: バッチサイズ、N: 入力画像の総画素数 (320 × 240)、y: 入力に対して与えられた正解値、 $\hat{y}$: 入力に対するネットワークの出力値である。

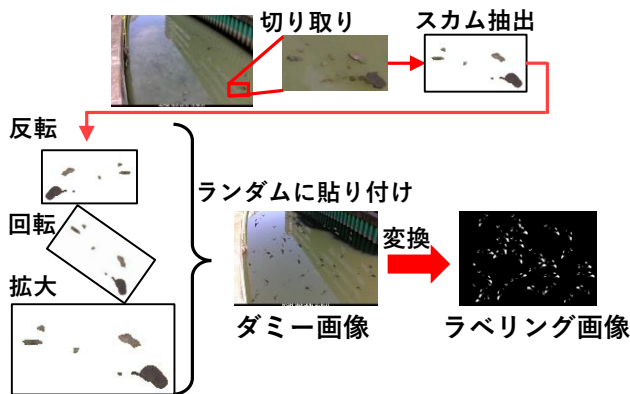


図-4 ダミー画像の作成手順

4. モデルの性能評価

ダミー画像による学習の有用性を評価するために、実際の画像による学習を行ったモデルと性能を比較した。実際の画像（スカム画像 50 枚、他 950 枚）による学習を Case1、ダミー画像 1000 枚による学習を Case2 とし、各モデルの性能を評価した。スカム有無の判別性能の評価には適合率と再現率を用いた。被覆率 3% 以上の場合にモデルはスカムありと判別することとした。平野川におけるスカム発生頻度を考慮し、スカム発生画像 50 枚、スカムの写っていない画像 500 枚のデータセットを評価に用いた。また、モデルのラベリング性能は、各画像に対する IoU の平均値 mIoU により評価した。IoU とは、モデルの出力画像と正解画像のスカム領域の重なり具合を示す指標である（図-5）。正解画像はスカム画像 10 枚に対しラベリング画像を手動で作成した。一例として、Sta.6 のカメラ画像での検証結果を表-1、図-6 に示す。ラベリング画素数を大幅に減少させることができ、学習用画像の作成にかかる労力

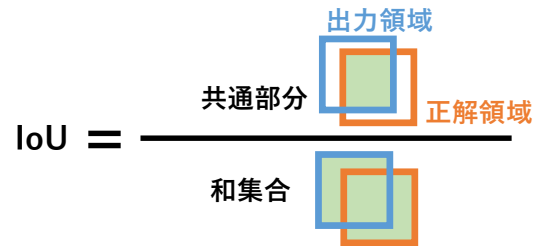


図-5 IoU の概念図

表-1 性能評価結果

	Case1	Case2
ラベリング画素数	1.3*10 ⁷	9.0*10 ⁴
適合率	0.864	0.173
再現率	0.380	1.000
mIoU	0.212	0.615



図-6 モデルの出力画像（スカム部分を着色）

と時間の削減に成功した。また、再現率と mIoU が大幅に向上したことから、ダミー画像による学習でも、実際のスカムを高い精度で検出できることが確認された。図-6 に示す出力画像からも、モデルがスカムを正確に検出できていることが分かる。一方で、Case2 では適合率が低く、スカムの写っていない画像、特に水面が波立った画像に対するスカムの誤検出が多いことが課題として挙げられる。

5. まとめ

スカム判別モデルを適用するためのデータ作成労力を削減する手法として、ダミー画像を用いた学習手法を提案し、その有用性を示した。この手法を複数地点に適用することで、スカムの挙動の把握にも有効であると考えられる。一方で、スカムの写っていない画像に対する誤検出に関しては課題であり、性能改善の必要がある。

謝辞 本研究は大阪府都市整備部河川室および大阪府寝屋川水系改修工営所のご協力を賜って実施しました。ここに記し、感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 中谷祐介・奥村素生・岩岡慶晃・西田修三：U-Net を用いた河川浮遊物の連続観測手法，土木学会論文集 B1，2020
- 2) O Ronneberger, P Fischer, and T Brox: U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, arXiv: 2015