ノート

セマンティックセグメンテーションを用いた排水処理場の状態評価

木嶋　祐太*　長谷川　直樹*

Development of Semantic Segmentation Applications for Wastewater Condition Assessment

KIJIMA Yuta* and HASEGAWA Naoki*

1. 緒　　言

排水処理場には，微生物と空気を利用して有機性の汚濁物質を分解処理するための生物処理槽がある。生物処理槽の微生物の状態は常に安定していないため，排水処理場の担当者は点検作業を常に実施している。この点検作業では，生物処理槽の色や泡の量などを観察し記録することになるが，目視による点検は主観的で定量的な記録が難しく，また作業効率が低いという課題がある。

本研究では，この点検作業を自動化するための一つの技術として，生物処理槽を撮影した画像から泡の発生量を計算するシステムを開発した。このシステムにはセマンティックセグメンテーション用の DNN（Deep Neural Network）を活用した。

2. 対象の画像

生物処理槽の画像を図 1 に示す。図 1 の丸で囲った部分に泡が撮影されており，システムはこの泡の発生量を出力する。画像の中には図 2 のような夜に撮影した画像や図 3 のような時間経過によりカメラが汚れて見えにくくなった画像もある。

図 1 では水面だけでなくそれ以外も撮影されているため，水面以外の部分は図 4(a)に示すマスク画像により水面以外を見えなくした。図 4(b)は図 1 にマスクを適用した画像である。

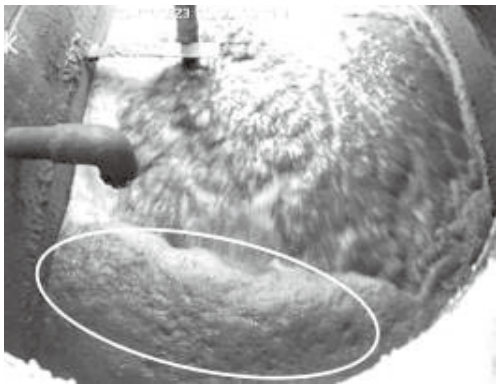


図 1 生物処理槽の画像

図 2 夜間の生物処理槽の画像

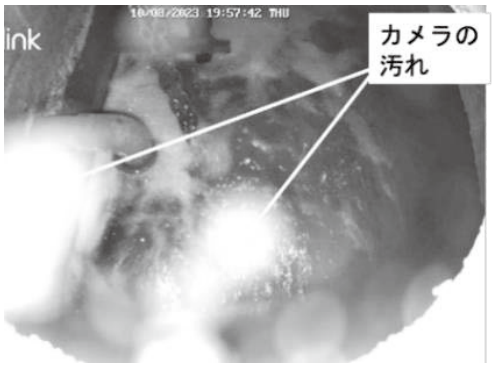
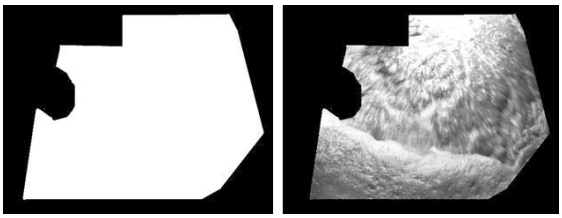


図 3 カメラの汚れ

* 下越技術支援センター



(a)マスク画像　　(b)マスクの適用

図 4 画像のマスク

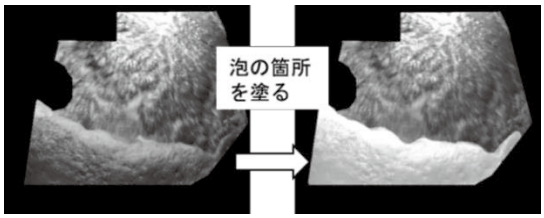


図 5 アノテーションツール

表 1　抽出した画像の分類　（枚）

	①	②	③	④	テスト用
R5.7.21～R5.7.31	90	90	90	90	－
R5.8.1～R5.8.10	－	－	－	－	90

表 2　学習画像のパターン

	学習用	検証用
パターン 1	①②③	④
パターン 2	①②④	③
パターン 3	①③④	②
パターン 4	②③④	①

表 3　学習の条件

項目	内容
DNN モデル	DeepLabv3[1]を 2 クラス（泡，背景）の出力に変更したもの
画像サイズ	2,560×1,920 の元画像を 320×240 にリサイズ
データ拡張	ランダム反転（水平・垂直） ランダム拡大・縮小（±5%） ランダム回転（±90°）
損失関数	DiceLoss[2]（泡の推論結果のみで DiceLoss を計算）
オプティマイザ	Adam[3]（学習率 0.0001）
エポック数	500
バッチサイズ	4

3.　評価した画像

本研究で用いた画像は令和 5 年 7 月 21 日～令和 5 年 8 月 10 日の期間に 10 分間隔で撮影した画像である。まず，画像を 7 月に撮影された画像と 8 月に撮影された画像に分けた。7 月の画像からは 360 枚を作為的に抽出，8 月の画像からは 90 枚を無作為に抽出した。表 1 のように 7 月の画像は画像を 90 枚ずつ四つに分けて，8 月の画像はすべてテスト用画像とした。そして，表 2 のように 7 月の画像①～④を組み合わせで学習用画像と検証用画像に分けた。それぞれのパターンで DNN を学習し，検証用画像とテスト用画像で評価した。

4.　セマンティックセグメンテーション

セマンティックセグメンテーションは，画像内の画素をクラスに分類するタスクである。各画素が特定のクラス（例えば，人，車，建物など）に属するかを識別する。

これを泡に対して適用するためには，画像とラベルデータ（どこが泡であるかがわかるデータ）を用いて学習する。450 枚のすべての画像に対して，手動によるアノテーション作業によりラベルデータを作成した。図 5 にその作業で使用したアノテーションツールの画面を示す。アノテーション作業では図 5 のように画像内の泡の箇所をマウスで塗りつぶす。

この作業量を削減するために，セマンティックセグメンテーションをこのツール上で実行できる機能を加えた。少量の画像で学習した DNN を用いて泡の画素を表示し，間違っている部分を手動で修正する。ただし，テストデータに対してはこの機能を使用しなかった。

5.　学習

表 3 に示す条件で DNN を学習した。

6. 評価結果

システムでは DNN が推定した泡の面積と図 4(a)のマスク画像の面積の比率(%)を出力し，それを泡の発生量とした。ラベルデータの面積比率を正解とし，正解との相関係数を求めた。4 パターンでの検証用画像，テスト用画像への評価結果を表 4 に示す。また検証用画像の結果，テスト用画像の結果すべてに対し，横軸を正解，縦軸をシステムの出力としてプロットした結果を図 6 と図 7 に示す。この図では y=x の直線上にある点は正解していることを，直線より下にある点はシステムが小さめの面積比率で出力，直線より上の点はシステムが大きめの面積比率で出力したことを表している。

どのパターンでも正解とシステムの出力は強い相関を持っていた。また，検証用画像の結果と比べてテスト用画像の結果は同程度の結果が出ており，未来の画像にも対応できる汎用的なシステムとなっていることが確認された。

表 4　評価結果（相関係数）

	検証用	テスト用
パターン 1	0.98	0.98
パターン 2	0.92	0.96
パターン 3	0.99	0.98
パターン 4	0.97	0.98
平均値	0.97	0.97

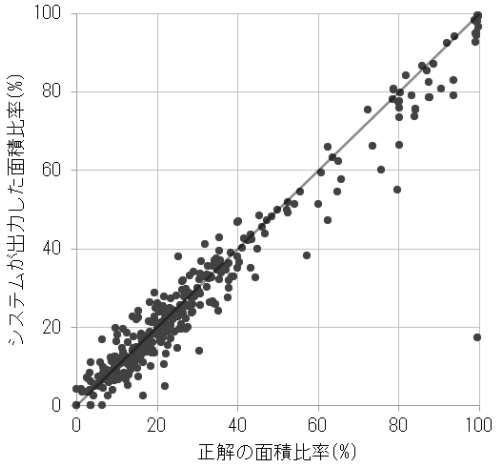


図 6 検証用画像での実行結果

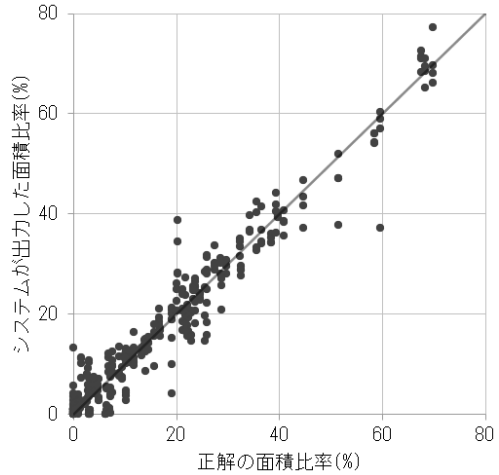


図 7 テスト用画像での実行結果

7. 結　　言

(1) 排水処理場の生物処理槽の泡の発生量を出力するシステムを開発し，正解と強い相関がある結果が出力できることを確認した。

(2) アノテーションツールにセマンティックセグメンテーションの機能を加えることで，システム運用に必要な作業を効率化した。

参考文献

1) Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Florian Schroff, Hartwig Adam, “Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation”, arXiv (2017), https://arxiv.org/pdf/1706.05587.pdf,2024 年 3 月 1 日

2) Milletari, Fausto, Nassir Navab, and Seyed-Ahmad Ahmadi, “V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation”, International Conference on 3D Vision (3DV), 2016, pp.565-571.

3) Diederik P. Kingma, Jimmy Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization”, International Conference on Learning Representations (ICLR), 2015.