

## 深層学習を用いた水面検出精度の向上

### Improving water surface detection accuracy using deep learning

○伊藤 良栄\* 森川 正太\*\* 友松 貴志\*\*\* 岡島 賢治\*

○ITO Ryoei\*, MORIKAWA Shota\*\* TOMOMATSU Takashi\*\*\* OKAJIMA Kenji\*

#### 1. はじめに

前報では定点カメラから撮影した画像から画像処理で水管理上十分な精度で水位を算出できることを示したが、水面検出率は当初の予想より低かった。

そこで、本報ではセマンティックセグメンテーション(以下 SS)を用いて水面検出率の向上を試みる。将来的には水路の水理解析プログラムのフィルタとしての役割を果たすことが期待される(Fig. 1)。

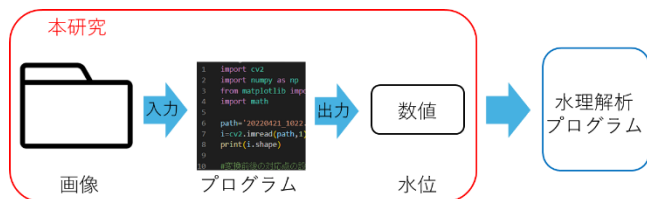


Fig. 1 イメージ図

#### 2. 水位計測の概略

水路の監視画像を入力とし、構築した AI モデルによる推論を行う。その後、射影変換を行い正面画像の水面領域のピクセル数をカウントする。画像サイズとピクセル数(水面領域の面積)の比を求め、実際の水路高をかけることによって水位を算出する。水位計測の工程を Fig 2.に示す。



Fig. 2 画像処理工程

#### 3. AI モデルの構築

本稿では、SS のアルゴリズムの一つである U-Net を用いた。画像の入力サイズは 256×256 ピクセルとし、出力層はシグモイド関数を用いた。最適化関数は Adam 関数、エポック数を 40 回としてモデルを作成した。

#### 4. データセットの構築

##### 4-1. 画像の収集及びマスク画像の作成

本稿では IoT 自動撮影カメラ「HykeCam」を用いて撮影した画像を利用した。対象地点は三重県多気郡多気町を流れる「立梅用水」の、「中学校前(2CHUG)」、「野端(2NOBA)」、「小朝柄(3KOAS)」、「鳴谷ゲート(5NARU)」、「大谷口ゲート(5OTAN)」、「丹生(5TAKA)」とした。

去年の結果と比較するために、同じデータを対象に画像解析を行った。5OTAN は 2022 年 7 月 31 日から 8 月 25 日の 26 日間 43 枚を対象とした。5OTAN 以外の地点では 2022 年 2 月 2 日から 12 月

\* 三重大学大学院生物資源学研究科 Graduate School of Bioresources, Mie University

\*\* 三重大学生物資源学部 Faculty of Bioresources, Mie University

\*\*\* 株式会社クロノステック Kronos Tec, Inc.

キーワード：リモートセンシング、水管理、画像処理、深層学習

15日までの316日間の画像を対象とした。

また、水面領域と水面以外の領域を識別するために、手作業でマスク画像を作成した。

#### 4-2. データセットの作成

収集した画像を学習用データと検証用データに分割した。各地点で学習用データ100枚、検証用データ20枚とし、水平反転、回転等の処理を加えてデータ拡張を行った。データ拡張後の枚数は、それぞれ1,440枚、360枚である。

#### 5. 結果および考察

先行研究の水面検出率との比較をTable 1に示す。各地点において、先行研究の水面検出率を上回った。5OTANが最も低く、67%となった。5OTAN以外の地点では、検出率が90%程度であり、検出率の平均は89%となった。5OTANは他の地点と比べて枝葉が多いので、誤検出数が多くなったと考えられる(Fig. 3)。

各地点での水位算出の平均誤差と最大誤差をTable 2に示す。一例として、2NOBAの実測値と算出値の比較のグラフをFig. 4に示す。全地点での最大誤差は2NOBAの127.2mmとなり、平均誤差においても2NOBAの61.4mmという結果になった。Fig. 5のように画像内に標尺が収まっておらず、写真の右下が黒くなってしまったため射影変換がうまく行っていないことが原因だと考えられる。

Table 1 先行研究の水面検出率との比較

	本研究			小関(2023)		
	画像数	検出数	検出率	画像数	検出数	検出率
2CHUG	446	426	96%	446	138	31%
2NOBA	310	294	95%	310	86	28%
3KOAS	456	422	93%	433	71	16%
5NARU	63	54	86%	58	11	19%
5OTAN	43	29	67%	43	18	42%
5TAKA	140	139	99%	239	23	10%

Table 2 算出水位の平均誤差と最大誤差

	平均誤差(mm)	最大誤差(mm)
2CHUG	31.3	110.8
2NOBA	61.4	127.2
3KOAS	29.5	118.6
5NARU	10.9	33.7
5OTAN	8.9	28.4
5TAKA	12.7	107.3



Fig. 3 誤検出例

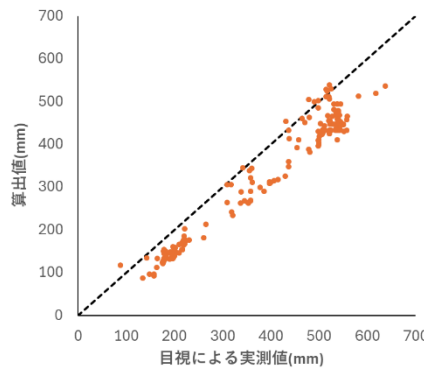


Fig. 4 実測値と算出値の比較



Fig. 5 射影変換不良

#### 6. まとめ

深層学習を用いて水面検出を行うことにより、平均水面検出率は89%となり、先行研究を上回る結果となった。検出率低かった2NOBAでは水位標の下部が見切れているため射影変換がうまく行っていないが、画角を調整することで水面検出率の向上が見込まれる。

本研究はJSPS 科研費 JP23K05466 の助成を受けたものです。

#### 参考文献

伊藤良栄・小関伸哉(2023):画像解析による水位検出の半自動化、(第72回)農業農村工学会大会講演会要旨