

2024年度 卒業

深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションによる
水面領域抽出の精度評価

広島市立大学

情報科学研究科 システム工学科

氏名 中島 慶

指導教員 島 和之 准教授

2024年月日 提出

目次

1	序章	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	1
2	関連研究	2
2.1	DeepLabv3+	3
3	先行研究	4
3.1	概要	4
3.2	画像の切り抜きとラベル付け	4
3.3	水位の推定方法	5
3.4	相関係数による評価	5
4	提案手法	6
4.1	概要	6
4.2	アノテーション方法	7
4.3	水位の推定方法	8
5	評価実験	9
5.1	学習モデルの構築と評価	10
5.2	先行研究との比較	11
5.3	ラベル設定と評価	12
5.4	ラベル設定の評価	13
6	考察	14
7	まとめ	15
	参考文献	18
	謝辞	18

1 序章

1.1 研究背景

広島市で起きた平成 30 年 7 月の豪雨をはじめ全国各地で年間平均 1099 件（昭和 57 年から令和 4 年までの平均）発生している [5]．土砂災害には前兆現象があることが知られており，そういった前兆現象を早期に検知することで，住民の避難を速やかに行うことができ人的被害の削減につながると期待されている．土砂災害は発生前に「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」や「崖から小石がパラパラと落ちる」といった前兆現象が起こることが確認されている．

河川の水位測定には水位計を用いた方法がある．しかし，水位計にはコストの高さや整備の手間といった問題があり，設置するのが難しい地域がある．そこで，安価かつ，整備が容易な監視カメラを用いた水位推定が水位計の代替案となっている．本研究では，河川の監視カメラから得られる画像から水面領域を抽出し，水位の推定を行う．

1.2 研究目的

先行研究で渡邊は，前兆現象の 1 つである「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」現象に着目し，河川の様子を写した監視カメラ画像を 4 列 × 25 枚の計 100 枚の切り抜き画像へ変換を行い，この切り抜き画像に畳込みニューラルネットワークを使用し，分類の際に出力されるソフトマックス値と画像の縦座標値から，水位を推定する方法を提案した．しかし，訓練データと異なる日のテストデータに対しては，推定精度が低いという問題があった．

そこで，本研究でも同じ前兆現象に焦点を当て，深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションによる水面領域抽出する手法（以下，SS 手法）を検討するために，その精度を評価した．また，深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションでは，一般的に，訓練データとしてアノテーション付きの画像（以下，アノテーション画像）が多数必要であり，かつ，精度に影響する．ただし，多数のアノテーション画像を手作業で作成するには過大な労力がかかるので，可能な労力で必要な精度を達成するために，半自動的な作成方法を提案する．

2 関連研究

深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションを使用して河川の監視カメラ画像から水位推定を行った研究は存在している．Nur ら [5] は，河川の監視カメラ画像から水面領域を抽出するために畳込みニューラルネットワークに基づくセマンティックセグメンテーションを提案した．「DeepLabv3+」と「SegNet」という二つのセマンティックセグメンテーション向け畳込みニューラルネットワークで作成したモデルの性能を比較を行い，結果は「DeepLabv3+」の方が高精度で領域抽出できていることが確認された．また，高い抽出精度を示したモデルを用いて，実際に，5 日間の水位推定と水位変動の観測を行った．推定した水位と実際の水位は強い相関関係を示し，提案手法の有効性を報告した．

2.1 DeepLabv3+

「DeepLabv3+」は「Google Research Team」[5]によって考案されたセマンティックセグメンテーション向け畳込みニューラルネットワークである。旧バージョンの「DeepLab」モデルから多くの改良が施された、最先端のモデルの一つである。「DeepLabv3+」は図1に示すようにエンコーダ・デコーダ構造を持ち、「Atrous convolution」と「Atrous spatial pyramid pooling」を備えている。

「Atrous convolution」は「Atrous rate」というストライドに関するパラメータを持っており、一般的な、畳込み層より大きい受容野（Receptive Field）を持っている。それによりより効率的に畳込みすることを可能にしている。また、それは次のように表される。この式の、 $y[i]$ は出力、 $w[k]$ は長さ k のフィルタ、 x は入力である特徴マップ、 r は「Atrous rate」である。

「Atrous spatial pyramid pooling」は異なる「Atrous rate」で複数の「Atrous convolution」を適応するという構造を持つ。

$$y[i] = \sum_k x[i + r \cdot k] \cdot w[k]$$

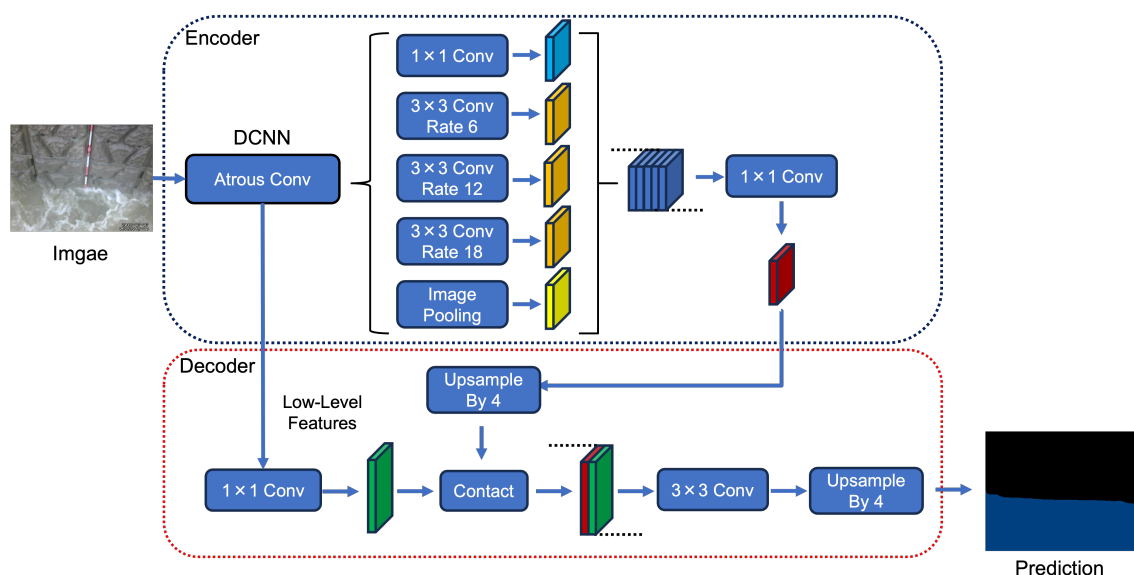


図 1: DeepLabv3+モデル

3 先行研究

3.1 概要

先行研究 [7] は，土砂災害の前兆現象の一つである「降雨が続くにもかかわらず川の水位が低下する」現象に着目した．河川の監視カメラ画像を図 99 のように切り抜き，切抜画像が水面かどうかを畳込みニューラルネットワークによって判別を行い，判別されるときに出力されるソフトマックス値と画像の縦座標値を用いて水位の変動を推定した．深層学習を用いて水位を推定し，実際の水位変動との相関を評価をした．

3.2 画像の切り抜きとラベル付け

河川の監視カメラ画像の幅を 5 等分（幅 64 高さ \times 240pixel）になるように切り分け，そのうち，水位計測ポールを含む中央の列を除外を行った．残った各 4 列に対して，高さを元の河川画像を 5 等分した大きさ（各 48pixel）となるように，幅 64 \times 高さ 48pixel の画像を縦に 8pixel ずつ移動させて，最下段まで切り抜きを行った．切り抜いた画像に対して，以下に示す 3 つのクラスに分類してラベル付けを行った．

- ・ 「水面」：水面が写っている画像
- ・ 「壁面」：壁面が写っている画像
- ・ 「その他」：水面と壁面の両方が含まれる画像

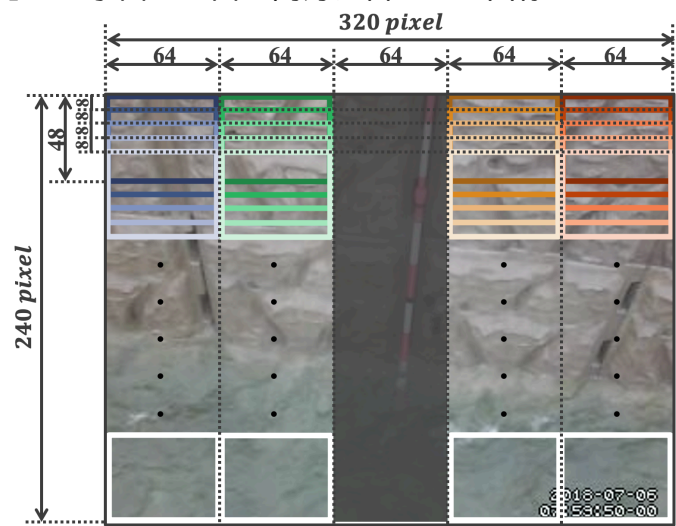


図 2: 切抜画像の生成

3.3 水位の推定方法

99 節で生成した切り抜き画像を用いて，河川の水位を推定する．各切り抜き画像に対して，畳込みニューラルネットワークで学習と分類を行った際に，出力される「水面」クラスのソフトマックス値 S_{water} と，元画像における縦の座標値 y を用いて水位の推定を行った．水位の推定値 E は元画像から n 枚の切り抜き画像が得られたとき以下の式 (2) で導出した．

$$E = \frac{\sum_n y S_{water}}{\sum_n S_{water}} \quad (1)$$

3.4 相関係数による評価

式 2 によって推定された推定値 E と，水位計測ポールを参考にして 10 分ごとに目視で測定した水位を線形補完した値（測定値）との相関係数を用いて評価した．

表 1: 推定値と測定値の相関

クラス	相関係数
2 分類	0.956
3 分類	0.930

なお，「水面」「壁面」の 2 つのクラスで学習と分類を行った結果を 2 分類，「水面」「壁面」「その他」の 3 つのクラスで学習と分類を行った結果を 3 分類とした．

4 提案手法

4.1 概要

深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションでは，一般的に，訓練データとしてアノテーション画像が多数必要であり，かつ，精度に影響する．また，アノテーション画像を手作業で作成する場合，過大な労力がかかる．そこで，本研究では，可能な労力で必要な精度を達成するための，半自動的なアノテーション方法を提案する．図 99 に，使用した元画像とアノテーション画像の例を示す．

画像内の水面領域の面積割合は水位が上昇するとともに大きくなるので，水面領域の面積割合から水位へ変換する式（変換式）を作成した．SS 手法を用いて領域抽出を行った画像から，変換式を用いて水位の推定を行った．



図 3: 元画像とアノテーション画像の例

4.2 アノテーション方法

本研究で扱った河川の監視カメラ画像には「水面」「壁面」「水位計測ポール」「撮影日時」の4つの範囲がある．そこで，本研究では，以下の方法によってアノテーション画像を作成した．

- ・「水面」と「壁面」の範囲は水位によって，変化するので，まず目視によって10分毎の水位を推定し，その測定値から線形補間によって自動的に範囲を決定した．
- ・確実なラベル付けを行うため，「水面」と「壁面」の境界が曖昧な範囲は，学習対象から除外した．
- ・「水位計測ポール」と「撮影日時」の範囲は時間によらず変化しないので，目視で決定した．

「水面」と「壁面」の範囲決定の様子を図 99 に示す．

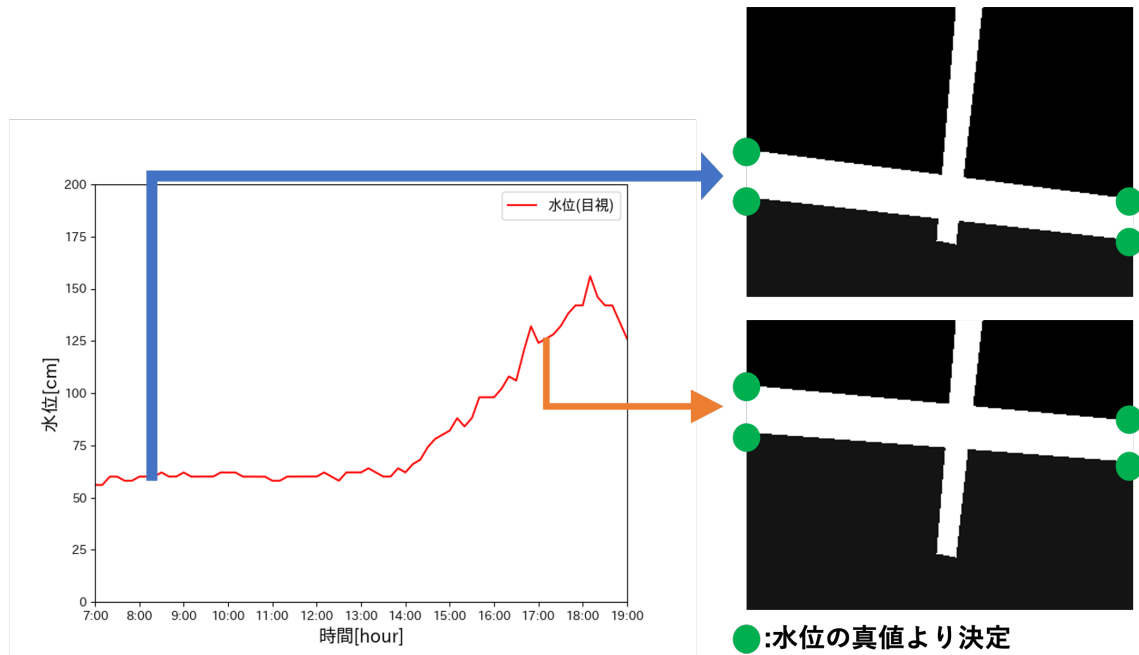


図 4: 桐原川の監視カメラ画像

4.3 水位の推定方法

SS 手法によって領域抽出された画像内の水面領域と推定されたピクセル数を全体のピクセル数 (76800) で割り，画像内の水面領域の面積割合を取得し，変換式を用いて水位の推定を行った．水位の推定値 E は抽出された画像内に，水面領域だと推定されたピクセルが n 個の時以下の式で算出した．

$$E = 243.78 \times \frac{n}{76800} - 23.23 \quad (2)$$

例えば ...

5 評価実験

セマンティックセグメンテーションを用いた水位推定 (SS 手法) 結果と水位の真値の最小二乗誤差を先行研究の手法の最小二乗誤差と比較することで評価し，アノテーション方法の有用性を示す．本研究では河川画像として，本学情報工学科モニタリングネットワーク研究室にて運用中の広島市安佐北区三入地区桐原川の監視システムにおいて撮影された図 99 の監視カメラ画像を使用した．



図 5: 桐原川の監視カメラ画像

5.1 学習モデルの構築と評価

セマンティックセグメンテーションモデルの学習回数を変化させて推定した水位と測定した水位とのRMSEを評価することで、適切な学習回数の調査を行った。2018年7月6日の7:00から19:00までの画像を訓練データ(8147枚)に、テストデータには同年の7月7日同時間帯の画像データ(8086枚)を用いた。また、モデル作成に使用したアノテーション画像は以下に示すようにアノテーションした。

- ・ 「水面」 : 水面ラベル
- ・ 「壁面」 : 背景ラベル
- ・ 「水位計測ポール」 : 学習除外ラベル
- ・ 「撮影日時」 : 水面ラベル

学習回数を50回, 100回から1000回まで100回刻みで変化させて, セマンティックセグメンテーションモデルを作成した。作成したモデルを用いて推定した水位と測定した水位とのを求めた。図6はモデルの学習回数とRMSEの関係を表したグラフである。

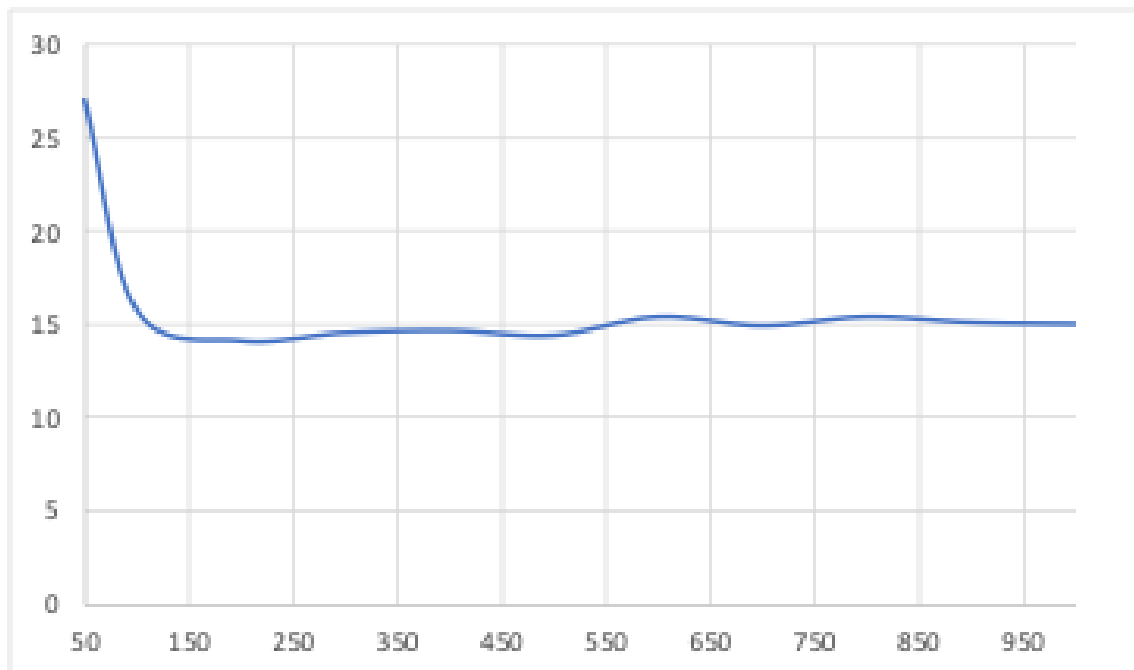


図 6: 学習回数と誤差の関係

5.2 先行研究との比較

SS 手法の精度を評価するため，監視カメラ画像に先行研究の手法と SS 手法を適応し，推定した水位と目視で計測した水位との誤差を比較した．前説とおなじ，アニメーション画像と訓練・テストデータを使用している．

表 2: 推定値と測定値の相関		
	SS 手法	先行研究の手法
RMSE	15.02	163.44

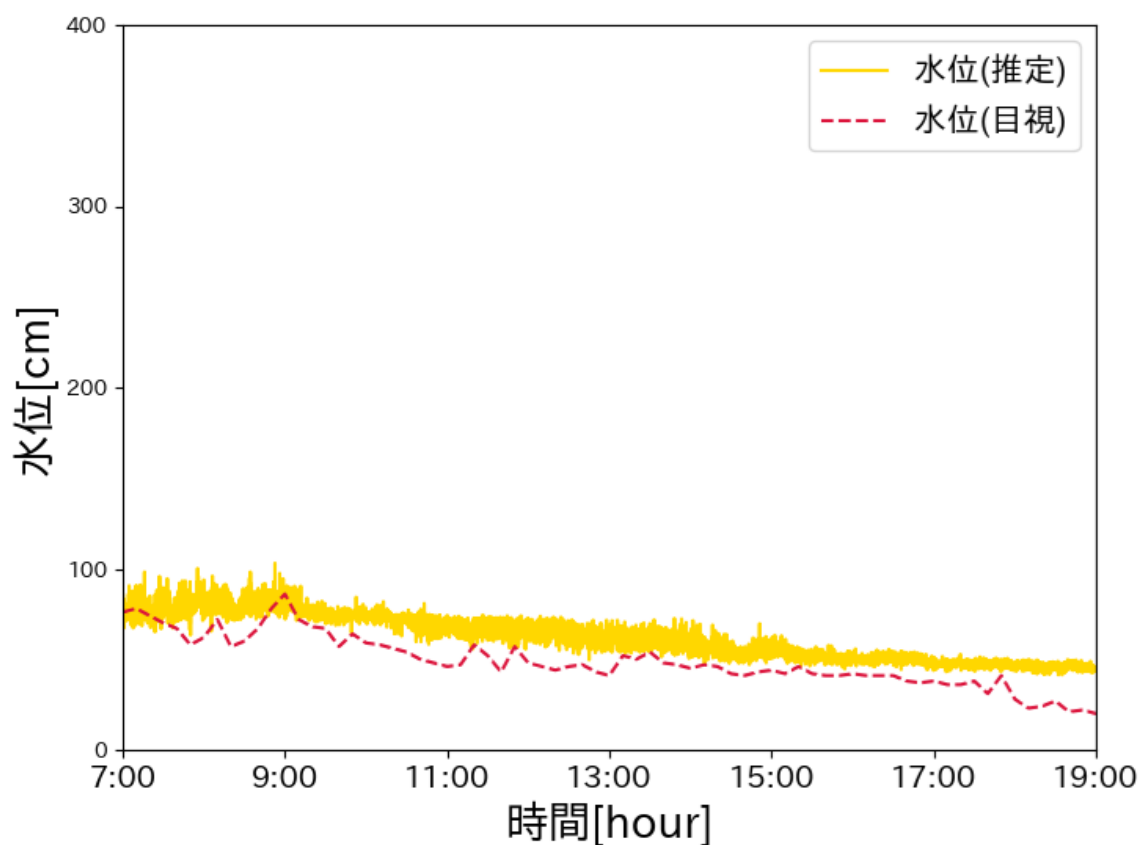


図 7: SS 手法の推定結果

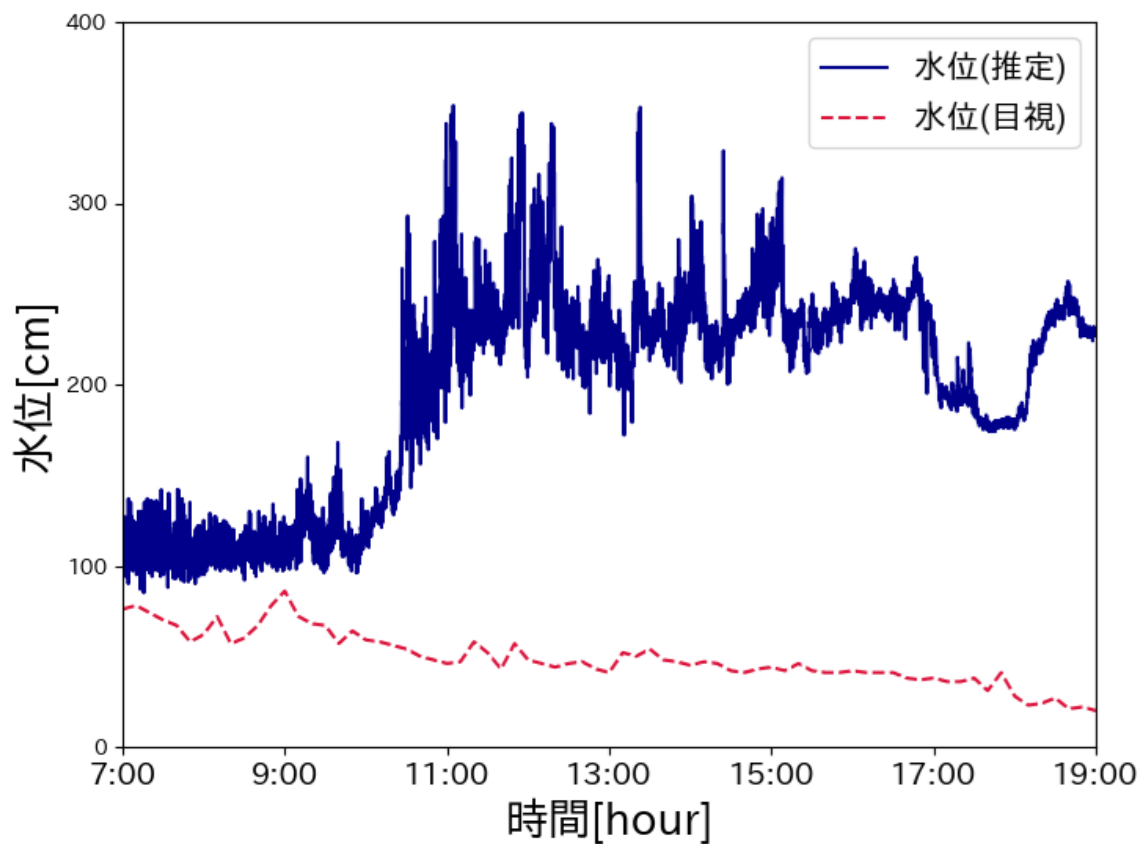


図 8: 先行研究の手法の推定結果

5.3 ラベル設定と評価

2 種類の水位計測ボールのラベル設定を使用して作成したモデルを用いて抽出した水面領域の IoU (Interaction over Union) を評価することで、適切な水位計測ボールのラベル設定を調査する。

設定 A: 「学習除外ラベル」

設定 B: 「水位計測ボールラベル」

5.4 交差検証

6 考察

7 まとめ

本研究では，深層学習を用いたセマンティックセグメンテーションによって河川の監視カメラ画像から水位を推定することを目的とし，訓練データとして必要なアノテーション画像を半自動的に作成する方法を提案した．また，実際の河川の監視カメラ画像に対し，提案手法と先行研究の手法を適用して推定した水位の誤差を比較し，提案手法の方が精度がかなり高いことを確認した．今後の課題としては，他の河川に対する適用実験やアノテーション画像の自動生成などが挙げられる．

参考文献

- [1] 政府広報オンライン：「あなたも危険な場所にお住まいかもしれません！ 土砂災害から身を守る 3 つのポイント」, <https://www.gov-online.go.jp/useful/article/201106/2.html>, 2020 年 5 月.
- [2] 国土交通省水管理・国土保全局砂防部：「今後の土砂災害対策の方向性」, <http://www.mlit.go.jp/river/sabo/kongo/dosyasaigai/1107houkousei.pdf>, 2020 年 3 月.
- [3] 国土交通省水管理・国土保全局砂防部：「土砂災害警戒避難に関わる前兆現象情報の活用のあり方について」, <http://www.mlit.go.jp/common/001021004.pdf>, 2006 年 3 月.
- [4] 平田崇一郎：「土砂災害の前兆現象検知を目的とした水位変動の深層学習を用いた推定の相関係数による評価」, 広島市立大学情報科学部 2019 年度卒業論文, 2020 年 1 月.
- [5] 今井 健人：「土砂災害の前兆現象検知を目的とした画面分割と深層学習を用いた水位変動の推定」, 広島市立大学情報科学部 2020 年度卒業論文, 2021 年 1 月.
- [6] 岡谷 貴之：「深層学習=Deep learning」, 講談社, 2015 年 4 月.
- [7] 渡辺 大地, 齋藤 隆文：「監視カメラ画像からの水位変動の可視化」, 第 79 回全国大会講演論文集, No.1, pp.87-88, 2017.
- [8] 塙 翔一郎, 藤田 昌史, 桑原 祐史：「Deep Learning 応用による河川水の濁りを対象とした流況画像分類に基づく河川モニタリングー茨城県水戸市沢渡川を対象としてー」, 土木学会論文集 G (環境), Vol.75, No.5, I_297-I_306, 2019.
- [9] 気象庁：「土砂災害警戒情報・大雨警報 (土砂災害) の危険度分布」, <http://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/bosai/doshakeikai.html>.
- [10] 気象庁：「土砂災害警戒情報の運用成績」, [http://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/dosya/24part1/24-\[\]1-\[\]shiryo3.pdf](http://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/dosya/24part1/24-[]1-[]shiryo3.pdf), 2012 年 7 月.

- [11] 国土交通省河川局砂防部：「土砂災害警戒避難に関わる前兆現象情報検討会(説明資料)」, <http://www.mlit.go.jp/common/001021016.pdf>, 2006 年 2 月.
- [12] 劉 佳明・党 紀・全 邦 釘：「DeepLabv3+を用いた橋梁腐食損傷とその精度の向上」, AI・データサイエンス論文集 3 巻 12 号, 2022 年 10 月.

謝辞

本研究に関して多大なるご指導を頂きました広島市立大学大学院情報科学研究科システム工学専攻の島和之准教授に心より御礼申し上げます。平素より島准教授には、研究の進め方について丁寧にご指導とご鞭撻を賜りました。重ねて感謝いたします。また、本論文の副査を快く引き受けてくださいました同研究室満上育久教授、副査に加えて本実験で使用する河川の画像をご提供くださいました同学情報工学専攻モニタリングネットワーク研究室西正博教授に厚く感謝申し上げます。最後に、多くのご助言を頂きました同研究高橋雄三助教と同学情報工学専攻モニタリングネットワーク研究室小林真助教に深く感謝致します。