

画像認識による水面識別の汎化性向上並びに適正な精度検証に向けた取り組み

株式会社東京建設コンサルタント ○依田裕紀・曾田康秀・小島崇

1. はじめに

画像解析による水位判定は約25年前から実施されており、画質やコンピュータの処理能力向上を手助けに年々発展してきた。AIを活用した取り組みは前原ら¹⁾によって初めて試行され、DNNによって水際線の候補となる地点を絞り込む手法が採られた。その後、川添ら²⁾がセマンティックセグメンテーションによって、水面変動からリアルタイムに溢水状況を監視する技術を提案した。ところが、既往の研究では評価する対象河川での事前訓練を前提としており、汎化性担保のためには相異なる各河川の画像から訓練モデルを構築する必要がある。

そこで本研究では、複数河川の画像を深層学習で訓練させたモデルを訓練に含めない河川の画像に適用した場合の精度を、当該河川を訓練させた場合の精度と比較して評価した。精度検証には、正解と推定の間における水域と非水域の面積に依存せず、属性境界に着目する手法を導入した。また現地適応性の判断を下す目的で、観測水位と比較したときの変動型や誤差を調べて、改善点などについて考察した。

2. 深層学習を用いた水位判定

(1) 水位判定対象箇所

今回水位判定を実施する対象とした河川は、茨城県・静岡県・福岡県に位置する13河川である。欠測が少なくかつ水際線の判読が比較的容易な向堀川と高草川をテスト用に設定し、訓練用とは別に画像を収集した。画像データはそれぞれWeb上に公開された茨城県河川情報システム³⁾・静岡県総合防災情報⁴⁾・福岡県総合防災情報⁵⁾からダウンロードしたものであり、カメラの位置や画像の情報について表-1に掲載した。

(2) データセットの作成

水位判定を実装する際、表-1に示す期間中の定点毎正時観測でCCTVカメラによって撮影された画像

表-1 対象河川と使用した期間に関する情報

河川名	市区町村	データ種別(無記入は日中と夜間)
稲田川	茨城県笠間市	<訓練>平水 2 日
女沼川	茨城県古河市	<訓練>平水 2 日
倉真川	静岡県掛川市	<訓練>出水 2 日
芳川	静岡県浜松市	<訓練>平水 2 日
竹馬川	福岡県北九州市	<訓練>平水 2 日
釣川	福岡県宗像市	<訓練>平水 2 日(日中のみ)
下弓削川	福岡県筑後市	<訓練>平水 2 日(夜間のみ)
山家川	福岡県筑前町	<訓練>平水 2 日(夜間のみ)
飯江川	福岡県みやま市	<訓練>平水 2 日
塩塚川	福岡県柳川市	<訓練>平水 2 日(日中のみ)
安東川	静岡県静岡市	<検証>平水 2 日
向堀川	茨城県古河市	<訓練>平水 16 日, 出水 2 日 <テスト>6/1-6/4
高草川	静岡県焼津市	<訓練>平水 16 日, 出水 2 日 <テスト>6/1-6/4

データを利用した。出水時とは本年6月2日~3日や6月9日~10日の水位上昇期を指し、平水時とは画像内の様相が異なることから、それらを区別して扱った。また日中(6時~17時)は可視光で夜間(18時~翌5時)は赤外線暗視型(IR)で撮影されている場合が多いので、異なるモデルで訓練を行った。各画像には水域と非水域に手でラベル付けを施したデータ(マスク)を用意し、河川画像と共にデータセットに格納した。そのうち、向堀川と高草川で出水時の2日間を含む6月1日~4日の画像を推定(予測)に供するデータとして、テスト用データセットを作成した。同一のテスト用データセットに対して、当該河川のみ18日間の画像データで構成される組と、当該河川以外9河川を各2日間ずつ含めた計18日分のデータで構成される組の訓練用データセットを用意してモデルを訓練させ、推定結果を比較した。データセットの作成方法については、詳細を表-2に掲載した。

表-2 データセットの作成方法

当該河川を訓練させるデータセット		当該河川を訓練させないデータセット	
日中	夜間	日中	夜間
訓練用データセット 表 1 の当該河川で<訓練>に示された日中 18 日分	訓練用データセット 表 1 の当該河川で<訓練>に示された夜間 18 日分	訓練用データセット 表 1 の当該河川以外で<訓練>に示された日中 18 日分	訓練用データセット 表 1 の当該河川以外で<訓練>に示された夜間 18 日分
検証用データセット 表 1 の安東川で<検証>に示された日中 2 日分	検証用データセット 表 1 の安東川で<検証>に示された夜間 2 日分	検証用データセット 表 1 の安東川で<検証>に示された日中 2 日分	検証用データセット 表 1 の安東川で<検証>に示された夜間 2 日分
テスト用データセット 表 1 の当該河川で<テスト>に示す期間の日中	テスト用データセット 表 1 の当該河川で<テスト>に示す期間の夜間	テスト用データセット 表 1 の当該河川以外で<テスト>に示す期間の日中	テスト用データセット 表 1 の当該河川以外で<テスト>に示す期間の夜間

表-3 ハイパーパラメータの概要

項目	概要
活性化関数	Relu
損失関数	CrossEntropy
バッチサイズ	16
エポック数	最大 100
データオーグメンテーション (Pytorch Albumentation)	HorizontalFlip 確率 0.5
	VerticalFlip 確率 0.5
	RandomSunFlare 確率 0.2
	RandomRain 確率 0.2
	RandomShadow 確率 0.2

(3) 水位判定モデルの構築と実装

未知の画像から属性別の領域を画素単位で判別する手段として、セマンティックセグメンテーションを取り入れた。本研究では、訓練済モデル Resnet と CNN の 1 つである Deeplab^[6] に表-3 のようにハイパーパラメータを調整したモデルで画像を訓練させ、実際の出力画像や評価値を検討した。全ての画像に対して、輝度勾配や画像内の特異情報の影響を小さくするために、前処理として適応的ヒストグラム平坦化を行った。

(4) 水際線特定と精度検証

本研究で実施した出力データ内で属性の分布に着目した水際線の特定、並びにその差異から計算される推定の精度を図-1 に沿って解説する。

(i) 評価したい水際線が位置する領域を確定させ、正解マスク及び推定マスク双方について、図-1 のように座標軸を設定する。

(ii) 各ピクセル座標について、式(1)のような規則で関数 $s = f(x, y)$ を定義する。(water : 水域)

$$s = f(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{in water} \\ -1 & \text{not in water} \end{cases} \quad (1)$$

(iii) x 座標を固定で y 座標を変化させて s を逐次加算した際に、和が最大値又は最小値を取る y 座標を、それぞれの x 座標における属性境界とする。すなわち、属性境界 $y = g(x = i)$ に対して、式(2)を満たす。

$$f(i, 0) \cdot \sum_{j=0}^{g(i)} f(i, j) \geq f(i, 0) \cdot \sum_{j=0}^a f(i, j) \quad (2)$$

$(0 \leq i < m, 0 \leq \forall a < n)$

(iv) x 座標を変化させて以上の工程を繰り返してできる、マスク全体の属性境界を水際線とする。

(v) 正解マスクと推定マスクの水際線について、 x 座標を固定したときの y 座標の差分から、平均二乗誤差を求める。

(vi) 正解マスクと推定マスクが示す水際線の画素数の差分を出力する。境界間画素数 p は、正解の水際線と推定の水際線の画素数の差のことであり、式(3)のように表される。

$$p = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (y_{\text{truth}} - y_{\text{predict}})^2}{m}} \quad (3)$$

(vii) 水位の実測値とピクセル座標の変動から、テスト用画像における 1 画素当たりの水位(距離)を求め、現地での差分を出力する。境界間距離 d は、評価する

期間内での水位偏差 h と水際線変化 i_h を用いて、式(4)のように表される。

$$d = \frac{ph}{i_h} = \frac{h}{i_h} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (y_{\text{truth}} - y_{\text{predict}})^2}{m}} \quad (4)$$

この手法によって、客観的に割り出したピクセル座標から水際線を特定することで、モデルの性能を画一的に評価できるようになる。

3. 結果と考察

(1) 推定結果の定性的及び定量的評価

向堀川と高草川の毎正時4日分の画像データについて、設定した条件で水位判定を実施した。推定結果の例として、水域と非水域の属性判別並びに水際線特定位置を図-2に掲載した。解像度は全て371pix×260pix、背景が推定マスク、緑線が正解の水際線、赤線が推定の水際線を示している。

先行事例の通り、基本的に当該河川を訓練させた場合には良好な精度で判読できている。ただ、高草川の夜間画像で水域の一部を非水域と誤判定している箇所が認められ、同一河川の定常状態のみを訓練させたことによる過剰適合が起こっていることが考えられる。また、当該河川を訓練させていない場合でも、日中はいずれの河川も一定の精度が担保されている。夜間はより不正確になるが、原因としては光源による乱反射や元々難易度の高い出水時の訓練不足が挙げられる。夜間の画像解析には、画像処理の高度化や大量の類似する画像の訓練が必要である。

モデル別の境界間画素数 p の結果を図-3に掲載した。向堀川については、当該河川を訓練させたモデルでは平均3.19画素(日中2.12画素/夜間4.26画素)、訓練させていないモデルでは平均46.07画素(日中16.71画素/夜間75.42画素)であった。高草川については、同様に前者は平均8.45画素(日中3.75画素/夜間13.14画素)、後者は平均15.70画素(日中2.58画素/夜間28.83画素)であった。

このように日中の推定は比較的信頼性が高いといえるが、向堀川で図-2①(c)の出力結果のような右上に存在する属性の飛地の範囲が大きい場合に、実際の水際線を見失うことがある。対策としてはやや手動的にはなるが、正解の範囲から一定の境界条件を設定するなどが考えられる。

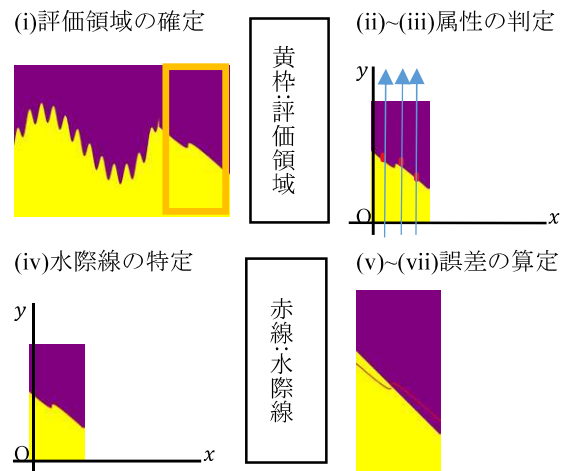


図-1 水際線特定と精度検証の流れ

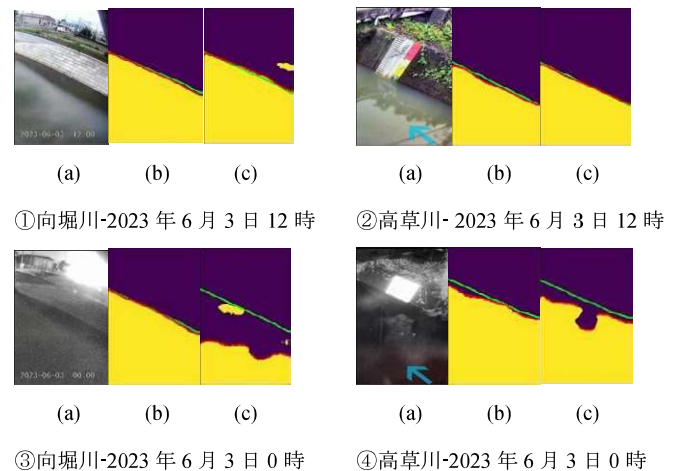


図-2 推定結果の例

(a) : 現地画像, (b) : 当該河川訓練, (c) : 当該河川非訓練

(2) 水位への換算

水際線の推定結果を各時刻における水位と見なした際に、観測水位との乖離や変動の傾向等を考察したい。一般に水際線と水位は単調に変化することから、原理的には変動は一致するという概念に基づく。

評価期間内で、水位と正解マスクの全 x 座標を平均した値に拠る水際線のピクセル座標の関係を示したグラフを図-4に掲載した。勾配の逆数が1画素当たりの水位に相当し、向堀川では0.0991m/pix、高草川では0.0262m/pixと求められる。このように1画素当たりの水位は、カメラの高さや画角並びに観測場所の川幅などによって、各河川各地点で大きく異なる場合がある。

日中の推定結果を(4)式に当てはめて水位に換算した結果を図-5に掲載した。向堀川の境界間距離は当該河川を訓練させた場合で0.210m、訓練させていない場合で1.656mとなり、高草川の境界間距離は同様

に前者で 0.098m, 後方で 0.068m となった. 向堀川で全体的に観測水位との乖離が大きいのは, 水位計とカメラの位置が離れていることに加え, 1 画素当たりの距離が長く解像度に問題があることである. 河川管理上許容される水位判読の精度を満たすためには, 前原らも指摘しているように 1 桁程度高い解像度が求められるため, 水位計の代替としての利用にはカメラの設置段階から留意すべき事項である.

4. 結論

本研究の結果, 日中は出水時も含め一定程度安定した精度で水位判定の実装を期待できることが示された. 周辺環境を勘案したデータの作成及び精度検証手法の修正などにより, 水位換算における相関や誤差に改善が見られる可能性がある. なお, 夜間の推定は相当大きな分散が生じていて, 現時点での実用化は慎重になるべきである.

今後は, サンプル数の増強や物理的条件に起因する影響を照査し, 少しずつ現地適用性を高められるよう検討を重ねていきたい.

参考文献

- [1] 前原秀明, 長瀬百代, 口倫裕, 鈴木利久, 平謙二: ディープラーニングに基づく CCTV カメラからの水位計測方法, 写真測量学会/写真測量とリモートセンシング, 58 巻 3 号, pp.123-129, 2019.
- [2] 川添祐, 松井俊樹, 安本善征, 上山晃, 山脇正嗣, 松田健介, 原文宏: 深層学習を用いた溢水監視の高度化に関する研究-北条川の河川管理の高度化に向けて-, 土木学会/土木学会論文集 B1, 77 巻 2 号, pp.325-330, 2021.
- [3] [茨城県河川情報システム \(pref.ibaraki.jp\)](http://pref.ibaraki.jp)
- [4] [SIPOS-RADAR \(pref.shizuoka.jp\)](http://pref.shizuoka.jp)
- [5] [福岡県総合防災情報 \(fukuoka.lg.jp\)](http://fukuoka.lg.jp)
- [6] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, Alan L. Yuille: DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.40-Issue4, pp.834-848, 2017.

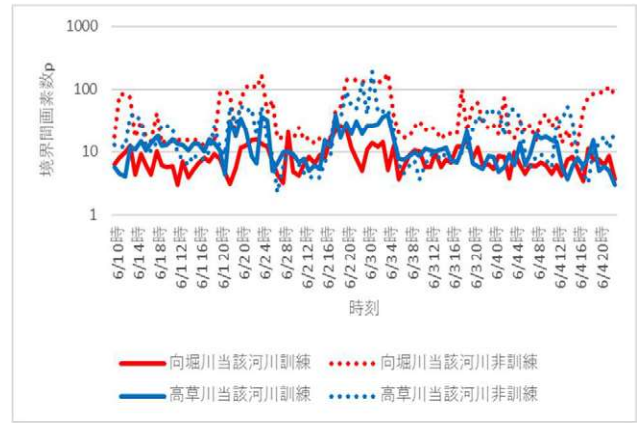


図-3 境界間画素数

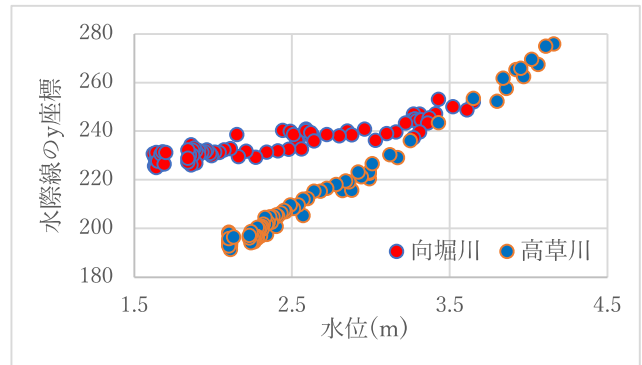


図-4 水位と水際線の関係



(a)



(b)

図-5 推定結果の水位換算

(a): 向堀川, (b): 高草川