

累積差分画像を用いた河川の水位変動推定方法の提案と評価

平井 孝明 (指導教員 島 和之 准教授)

1 まえがき

我が国、日本では国土の大部分が丘陵や山地といった地形や脆弱な地質構造を持ち、加えて特有の気候により多くの災害が毎年絶たない。その中でも土砂災害は、全国各地で過去 10 年間（平成 25 年から令和 4 年）で平均 1446 件と多発している。実際、広島市で起きた平成 30 年 7 月の豪雨は多くの被害をもたらしている。こうした被害から人命を守るためにも早期の災害情報取得や災害予測が重要になる。災害を事前に予測する手段として、災害の前兆現象を捉える方法が存在する。我々も土砂災害の前兆現象の 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 [1] に注目し、災害の事前予測を行うシステムの開発を行っている。この前兆現象を捉えるため水位変動の推定を行う必要がある。水位変動を推定する方法として水位計を用いる方法が一般的である。しかし水位計は設置するための費用が高く、定期的なメンテナンスが必要である。そのため、複数の河川を抱える自治体では負担が大きくなる問題がある。本研究では水位計と比べ安価であり入手しやすい監視カメラから得られる画像をもとに水位変動の推定を行う。

画像から水位を推定する際、よく用いられる方法として 1 時刻の画像から深層学習により水面領域を求め、水位を推定する方法である。渡辺ら [3] は画像を細かく切り抜き、画像を深層学習で分類する際に出力される「水面」クラスのソフトマックス値と元画像における切り抜き画像の座標により水位の推定を行った。また Nur ら [2] はセマンティックセグメンテーション向けの畳み込みニューラルネットワークである DeepLabV3+[5] を用いて河川画像からの水面領域と水位の推定を行い、パフォーマンスを評価した。これらの 1 時刻の画像から水位を推定する方法は水位を高精度に推定できることが報告されているが、学習データに含まれていない撮影時期や天候などが異なるデータや水面の輝度値と酷似しているオブジェクトが存在する場合に推定精度が低下する問題が存在する。

そこで、河川の水面で見られる時系列変化を用いることで水面領域、そして水位変動の推定を行う。河川であるため、流れによる水飛沫や水面での反射などの変化を捉えることで頑健な水面領域及び水位変動を推定できると考えている。

2 提案手法

提案手法の概要を図 1 に示す。提案手法では、差分による水面変化の抽出と差分画像の累積を行い累積差分画像を生成し、その累積差分画像から水面領域及び水位の推定を行う。

2.1 水面変化の抽出

本研究では河川の監視カメラで撮影される時系列画像を用いる。カメラによって得られる時系列画像の隣接時刻間を差分を行い絶対差を求めることで水面の時系列変化を抽出

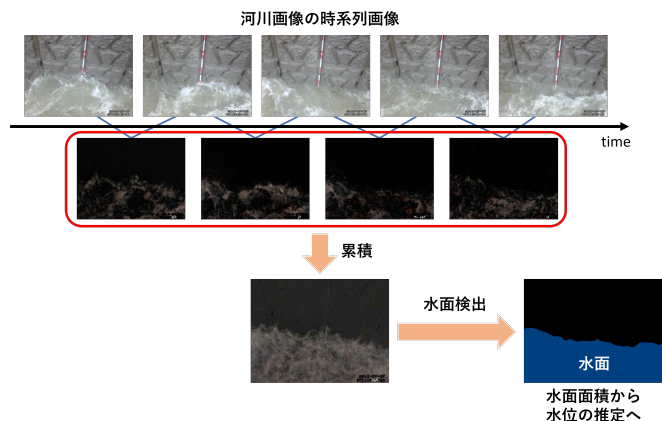


図 1: 提案手法の概要

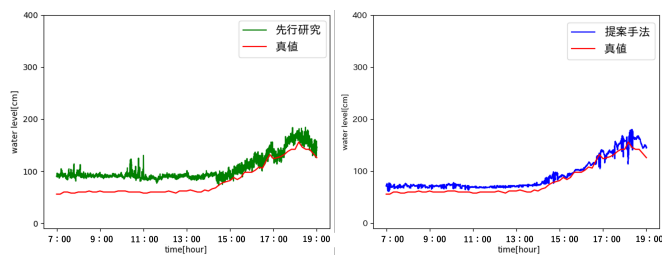
する。隣接時刻間が短時間であれば、オブジェクトや壁など水面以外で大きな輝度変化が見られない。つまり、差分により流れや光による反射、屈折など時間によって異なる水面のみが変化として抽出される。これを各時刻間で行い、水面変化を抽出する。

2.2 累積画像の生成

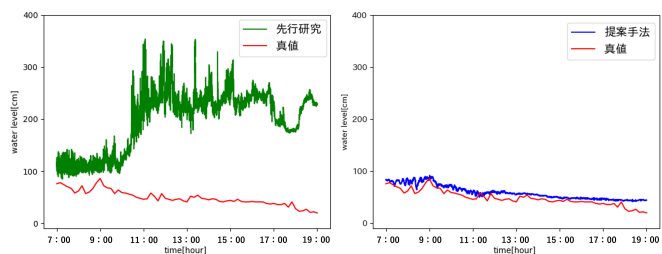
差分画像によって水面変化を抽出したが、1 枚の差分画像から水面全体の領域を推定することは難しい。水面全体の領域を推定するため、差分により求めた絶対差を一定時間分累積する。ここでは現時刻 T_{now} から過去 T_{past} 分の絶対差を累積する。累積することにより水面領域全体の輝度値が背景領域より大きくなるため、水面全体を捉えることが可能になる。

2.3 水面領域・水位の推定

得られた累積差分画像から水面領域の推定を行う。累積差分画像から水面領域の推定を行う方法として、背景領域の最大輝度値を閾値とした 2 値化（以下、背景輝度に基づく 2 値化）や大津の 2 値化や深層学習である DeepLabV3+ の 3 つの方法を適用し実験を行った。生成された累積差分画像は、水面領域の輝度値は累積によって背景領域の輝度値より大きくなる。そのため背景領域の最大輝度値を閾値としてその閾値より小さい輝度値を背景、大きい輝度値を水面とすることで水面の領域を推定する。また累積差分画像は水面領域と背景領域の輝度値は累積により大きく異なり、輝度値と画素数のヒストグラムで示すと二峰性分布になる特性がある。二峰性分布の谷にあたる輝度値が水面と背景の境界であると考え、閾値とすることで水面領域を推定できる。この境界にあたる輝度値を求めるため、二峰性分布のデータを 2 つに分離した際分離した 2 つのデータ群の分離度が大きいかつ、それぞれのデータ群の分散が小さくなるように閾値を決定する方法である大津の 2 値化を適用する。もう一つの方法として、深層学習で物体領域の推定精度が高いことが報告されている DeepLabV3+ を用いる [2]。DeepLabV3+



(a) 先行研究 (b) 提案手法
図 2: 2018 年 7 月 6 日の水位変動推定結果



(a) 先行研究 (b) 提案手法
図 3: 2018 年 7 月 7 日の水位変動推定結果

はセマンティックセグメンテーションの 1 つの方法であり、この DeeplabV3+ と水面と累積差分画像を使うことでより正確に水面領域を推定できると考えられる。この 3 つの方法により得られる推定領域の面積割合からそれぞれ水位の推定精度を調べる。推定された水面領域の面積を水位に変換する。河川の水面面積が大きくなることによって水位も同様に上昇するため、水位面積を水位に変換する式を用いて水位を推定する。変換式は測定ポールから読み取れる水位の真値と水面の正解領域を記した画像の関係を調べ変換式を立てる。これを各時刻で適用し水位変動を調べ評価を行う。

3 評価実験

本研究で使用する画像は、本学情報工学科モニタリングネットワーク研究室で運用されている広島市安佐北区三入地区桐原川の監視カメラから得られる画像を用いる。得られる画像のうち、2018 年 7 月 5 日、2018 年 7 月 6 日、2018 年 7 月 7 日の 7:00 から 19:00 までの 12 時間分のデータを用いて実験を行う。また、この監視カメラは、動かないよう固定されており、5 秒間隔で河川画像を取得している。そのため、隣接時刻間で差分を行う際 5 秒間で観測される水面変化を抽出し、累積時間 T_{past} は 1,2,3,4,5 分としてそれぞれで水面領域と水位変動の推定を行う。累積差分画像から水面領域を推定する 3 つの方法の 1 つである大津の 2 値化をの結果と先行研究である渡辺手法 [3] との結果の比較を行った。比較する評価指標として推定された水面領域を水位に変換し水位の真値との二乗平均平方根誤差 (RMSE) を用いる。ここでは、提案手法の累積時間 T_{past} を 5 分とした、水位の上昇が見られる 2018 年 7 月 6 日をに図 2、水位の減少が見られる 2018 年 7 月 7 日の水位変動推定結果を図 3 に示す。2018 年 7 月 6 日の RMSE は先行研究では 26.09[cm]、提案手法では 11.55[cm] であった。2018 年 7 月 7 日の RMSE は先行研究では 163.53[cm]、提案手法では

11.74[cm] であった。

4 考察

図 2 から先行研究、提案手法ともに正確に推定できているが、提案手法ではより真値と誤差が小さい水位の推定ができていることが確認できる。図 3 では先行研究は推定誤差が大きいが、提案手法では真値と同様の水位変動が見られる。また表??からも先行研究よりも小さい誤差の結果が得られたため、水位変動の推定精度は累積画像を用いることによって大きく精度が向上したと考えられる。特に水位の減少が見られる 2018 年 7 月 7 日では、同じ壁面でも場所によって輝度値が異なるため先行研究で推定精度が低下している。一方、累積差分画像では隣接時刻間での水面変化を用いているため影響を受けないことが推定精度の向上に繋がったと考えられる。

5 まとめと今後の課題

本研究では、河川の水面の時系列変化を用いることによって水位変動の推定を行った。水面変化を隣接時刻間の差分で求め、それを累積した累積差分画像から水面領域を推定し、それを水位に変換し水位変動の推定を行った。先行研究の推定値と評価を行い、提案手法の有効性を確認することができた。このことから、提案手法によって水位から分かる災害の前兆現象を推定できることが可能であると考えられる。

今後の課題として夜間や他地点の観測データなどの適用範囲の拡大を行い、汎用性の拡大を目指したい。本研究では 1 地点の観測データで監視カメラが鮮明に撮影できる時間帯を使用しているため、前述したデータにも適用できるよう検討する必要がある。また、天候や個々の地形の特徴などの因子を考慮することでより迅速で高精度の災害予測・検知が期待される。

発表論文

平井孝明, 島和之: 河川の連続画像の差分に基づく水位変動の推定, 2023 年電子情報通信学会 総合大会, 2023 年 3 月。
平井孝明, 島和之: 河川の累積差分画像に基づく水位変動の推定, 第 74 回電気・情報関連学会中国支部連合大会, 2023 年 10 月。

参考文献

- [1] 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方について」, <http://www.mlit.go.jp/common/001021004.pdf> (2006-3).
- [2] Nur, A.M., Ahmad, F.A., Siti, K.B., Muhammad, R.M., Ana, M.: "Deep Learning Semantic Segmentation for Water Level Estimation Using Surveillance Camera," Applied. Science. 2021, vol.11, No.9691 (2021-10).
- [3] 渡邊 康平, 島 和之: 「画像切抜と深層学習を用いた水位変化の推定」, 2022 年度 (第 73 回) 電気・情報関連学会中国支部連合大会 (2022-10).
- [4] Nobuyuki, O.: "A threshold selection method from gray level histograms," IEEE Trans. Syst. Man Cybern., vol.9, no.1, pp.62-66, 1979.
- [5] Chen, L.-C., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., Adam, H.: "Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation," In Proceedings of the European-conference on computer vision(ECCV), pp.801-818 (2018).