

## 河川監視カメラ画像を基にしたニューラルネットワークによる河川水位の判定

明石工業高等専門学校 正会員 ○鍋島康之  
明石工業高等専門学校専攻科 学生会員 竹ノ内史弥

## 1. 研究の目的

近年の日本の気象災害は、局地的に時間雨量 50mm を越える継続的な激しい雨により、洪水災害や土砂災害を誘発する現象が顕著にみられる。平成 30 年 7 月豪雨では、倉敷市真備町で支流が氾濫し、甚大な被害をもたらした。このような気象災害を防ぐためには、局地的な集中豪雨を正確に把握し、地域を流れる小河川も含めた水位を把握するシステムが必要となる。そこで画像解析を行うことが可能である機械学習を用いた AI (人工知能) に注目した。本研究では、機械学習の中でもニューラルネットワークを用いて河川カメラの画像をもとに河川水位の判定が可能か検討した。

## 2. ニューラルネットワーク (NN : Neural Network)

機械学習におけるニューラルネットワークは、人間の脳神経細胞の挙動をモデル (ニューロン, 図-1) として情報処理を行う仕組みで、本研究では、Sony が提供する Neural Network Consol (以後、NNC と表示) というソフトを使用した。ドラッグ&ドロップによる簡単編集でニューラルネットワークを構築することができ、クラウド上で計算処理が行われるため、コンピュータの性能によらず大量の画像が処理できるのが特徴である。また、ニューラルネットワークの内、中間層を多層設けたものをディープラーニングと呼ぶ。一般には分析する層が多層になることで複雑な処理が可能になる。ここでは、図-2 に示すように一般的なニューラルネットワークおよび中間層を追加したニューラルネットワークを用いて、河川水位判定について比較した。NNC では、図中の I はデータ画像入力を意味し、A は全結合層、S は Sigmoid 関数によるアクティベーション、T は Tanh 関数による中間層としての活性化関数、B はロス関数による出力を示している。また、中間層がある場合、中間層としての活性化関数 T (Tanh 関数) 以外の R (ReLU 関数) や H (HardTanh 関数) といった、別の関数に変えることにより、結果

に違いが出るのか比較を行った。各関数のグラフを図-3 に示す。(a) Tanh は、下限の「-1」から、上限の「+1」までをなめらかな曲線で定義して出力する関数である。(b) ReLU は、負の入力は「0」を、正の入力は「x」を出力する関数である。(c) HardTanh は、(a) Tanh を 3 本の曲線で近似した関数である。

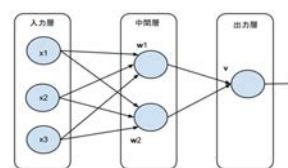


図-1 ニューラルネットワーク



図-2 ニューラルネットワークの構成

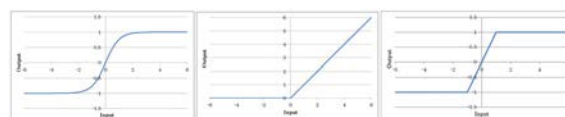


図-3 各関数グラフ

## 3. 河川監視カメラの画像

国土交通省の「川の防災情報」には、主要な河川の水位情報だけでなく、河川カメラの画像が掲載されている。加古川のような大きな河川には多数の河川カメラが設置されているが、河川の水位を判断するために使用可能な画像が少なく、カメラの画質もあまり高解像度ではないため、河川水位を画像から判定するにはあまり適していないことがわかった。そこで、様々な河川カメラの画像を検索した結果、明石川の流域防災カメラの画像を使用した。写真-1 は明石川明石大橋周辺のカメライメージである。明石川は国土交通省が明石大橋周辺で水位を観測しているため、河川水位が既知で

キーワード：人工知能、ニューラルネットワーク、河川監視カメラ、河川水位、活性化関数

連絡先：〒674-8501 兵庫県明石市魚住町西岡 679-3 明石工業高等専門学校 TEL078-946-6170



水位 2.06m      水位 3.35m      水位 1.60m

写真-1 明石川流域防災カメラ画像例

あり、このため、河川カメラの画像と水位の検証が可能である。

#### 4. 河川画像による水位判定

本研究では2020年2月10日から2021年9月17日まで不定期ではあるが、明石川の河川水位と流域防災カメラの画像216枚を収集した。各画像には教師付きデータとして、計測された時間における河川水位が2m未満の時を「0」、2m以上の時を「1」としてデータセットを作成した。ニューラルネットワークで学習用データと評価用データを8対2の割合で分割し、ニューラルネットワークで学習させた後、評価を行った。表-1に評価結果を示す。判定結果として、全ての画像を2m未満と判定しており、水位判定が正しく行えなかった。

表-1 河川画像による水位判定結果

実際の値\予測値	0 (2m未満)	1 (2m以上)	再現率(recall)
0 (2m未満)	31	0	1.000
1 (2m以上)	13	0	0.000
適合率(precision)	0.705	0.000	

この原因として河川水位2.0m周辺では河川カメラの画像に大きな差が見られなかったため、学習データとして不適切だったことが考えられる。また、画像内には自動車や川の側道といった判定に関係のない部分が存在している。このため、判定精度を向上させるためには、明石大橋の橋脚周辺の拡大画像を用いて、河川水面と橋脚の相対的な位置関係が判定できる部分を拡大して入力データとして用いた方が、より正確に河川水位を判定できると考えた。また、撮影時の天候や時刻により河川の色彩や周辺の建物が川面に映っていることが影響していることも考えられたため、写真-2のように左岸橋脚に着目してデータセットの作成を行い、カラー・モノクロ画像それぞれについてのデータセットを作成し、改良を行った。



写真-2 橋脚に注目した画像データセット例

左岸橋脚モノクロ画像データセットについて検討した結果を示す。表-2が中間層あり、表-3が中間層なしのモノクロ画像データセットを評価した結果になる。両結果とも適合率は0.8以上を示していることから、両結果とも正しく判定が行えていることがわかる。また、全体の精度として中間層ありでは0.966、なしでは0.862となっており、中間層ありの方が精度が高くなっていることがわかる。同様に、カラー画像データセットの場合でも、正しく判定が行えており、中間層ありの方が精度が高くなった。

つづいて、活性化関数としてTanh以外のReLU, HardTanhを使って学習・評価を行った。モノクロ画像で行った場合(表-2, 4, 5)、全体の精度はそれぞれ同じになり、カラー画像で行った場合でも、モノクロ画同様に全体の精度がそれぞれ同じになった。

表-2 中間層有り(Tanh)モノクロ画像判定結果

実際の値\予測値	0 (2m未満)	1 (2m以上)	再現率(recall)
0 (2m未満)	15	1	0.938
1 (2m以上)	0	13	1.000
適合率(precision)	1.000	0.929	
全体の精度	0.966		

表-3 中間層無しモノクロ画像判定結果

実際の値\予測値	0 (2m未満)	1 (2m以上)	再現率(recall)
0 (2m未満)	15	4	0.789
1 (2m以上)	0	10	1.000
適合率(precision)	1.000	0.714	
全体の精度	0.862		

表-4 ReLU 評価結果 (左岸橋脚モノクロ)

実際の値\予測値	0 (2m未満)	1 (2m以上)	再現率(recall)
0 (2m未満)	16	0	1.000
1 (2m以上)	1	12	0.923
適合率(precision)	0.941	1.000	
全体の精度	0.966		

表-5 HardTanh 評価結果 (左岸橋脚モノクロ)

実際の値\予測値	0 (2m未満)	1 (2m以上)	再現率(recall)
0 (2m未満)	15	1	0.938
1 (2m以上)	0	13	1.000
適合率(precision)	1.000	0.929	
全体の精度	0.966		

#### 5. まとめ

以上の結果から、左岸橋脚に着目したことにより、NNCを用いて河川水位の判定が可能であることがわかった。また、活性化関数による学習・評価結果の差は、モノクロ画像、カラー画像とも全体の精度としては見られなかった。

【謝辞】本研究は、令和2年度(一財)河川情報センターの研究助成金を受けて実施したものである。ここに記して感謝の意を表します。