

ニューラルネットワークを用いた融雪出水の流出解析

Runoff analysis of snowmelt floods with the use of Neural Network

北海道大学工学部環境社会工学科	○学生員	渋谷幸子(Sachiko Shibuya)
北海道大学大学院工学研究院	正員	泉典洋(Norihiro Izumi)
北海道大学大学院工学研究院	正員	山田朋人(Tomohito Yamada)

1. はじめに

近年、想定しえなかった、またはこれまでは発生しなかった災害が数多く発生している。今後も想定を超える災害が起こりうる可能性が高い。実際に日本列島の気温は1980年代後半から急速な上昇傾向にあり、1990年以降は最高気温の記録を相次いで更新している。国立大学法人東京大学気候システム研究センター(CCSR)、独立行政法人環境研究所(NIES)、独立行政法人海洋研究開発機構地球環境フロンティア研究センター(FRCGC)の合同研究チームが世界最大規模であるスーパーコンピュータ、地球シミュレータを用いて2100年までの地球温暖化の見通し計算を行ったところ、日本の夏の降雨量は温暖化により平均的に上昇、豪雨(日降水量100以上のものを豪雨とする)の頻度も平均的に増加するという結果が得られた。

最近では平成28年8月に相次いで上陸した台風によって甚大な被害が発生した。そのことを受け、平成29年1月に行われた国土交通省社会資本整備審議会²では中小河川等における水防災意識社会の再構築のあり方について話し合われた。気候変動の影響による災害外力の変化によって水害の頻発化・激甚化が懸念されており、その中でも中小河川等は整備水準が低く、今後人口減少の影響を受ける地域であることが挙げられている。特に中小河川の水防災意識社会再構築の取り組みを本格的に実施することが必要とされる。一番の目標は避難遅れによる人的被害をなくすこと、地域社会機能の継続性を確保することである。これを達成するために基本的な方針の初めに「水害リスク情報等を地域と共有することにより、要配慮者利用施設等含めて命を守る確実な避難を実現すること」が挙げられている。特に中小河川は流域面積が小さいため降雨のピークから流出までの時間が短く、かつ川幅も狭いことから局所的に発生する集中豪雨等により急激な水位上昇を引き起こす場合が多い。しかし、都道府県が管理する河川の延長は水位観測や河川測量が十分に行われていないことが多いため、膨大なデータから精密な水位予測を行うのは困難である。災害発生時、住民が最優先で行うべきことは避難であり、最適な避難経路、避難場所を確定することが最重要事項である。国土交通省³も総合的な治水対策への取り組みとして、「警報避難システムの確立や水防管理体制の強化、浸水実績予想区域の公表」を挙げており、ハードだけでなくソフト対策の必要性がより一層高まっている。適切な避難経路、避難場所を予測するためには、降水量、気温、風速等のインプットに対して、時間毎の水位予測、浸水予測等の正確なアウトプットを要する。現在において、流出解析の精度はあまり高いとは言えず、正確な解析を行うことは難しい。以上のことから、本研究では近年注目されているDeep Learning(深層学習)を用いて予測手法を確立し、防災対策に役立てることを目的とする。

2. 解析モデル

2.1. 先行研究

一言・櫻庭⁴・一言・櫻庭・清⁵の研究では、対象流域を大淀川水系の樋渡地点流域としている。1982年から2016年までの氾濫注意水位(6mとする)を超えた24洪水のうち22洪水を使用している。各洪水のピークの72時間前から48時間後を1セットとし、合計2662セットの検討データを使用し



図-1 対象地域概略図

て学習を行っている。入力層、2つの中間層、出力層から構成される4層のネットワークで解析を行う。

2.2. 対象

対象とする河川は、近年地形変化がなく正確な解析データの算出が期待できるため、北海道勇払郡むかわ町にある鵒川とした。対象とする洪水は台風豪雨による洪水ではなく、融雪出水によるものとする。北海道や東北など積雪地帯では春の融雪も融雪出水になるため、5月までを対象とする。融雪出水は天気がよく、気温が高い場合、さらには暖かい風が吹くと進行するため降雨量だけでなく気温や風向き、日照にも注意する必要があると考えた。したがって、今回の解析では鵒川の水位、降水量、風速、日照時間とともに、河川上流区域の降水量、風速、日照時間が水位に影響すると仮定し、鵒川の上流にある厚真、穂別のデータも使用する。上記のデータは国土交通省HP^{6,7}のものをを使う。ミシシッピ川のような広大な大陸河川では蒸発量が水位に多大な影響力を持つが、鵒川のような中小規模の河川では水面からの蒸発量は微量であるため無視できうるとし、今回の解析では湿度は考慮しないものとする。対象河川である鵒川は鵒川水系の本流であり、流域面積1,270 km²、平均流量 50.44 m³/sである。

2.3. 解析手法

本研究で用いるプログラミング言語はPythonをメインとする。「Chainerによる実践深層学習」⁸を参考にし、Deep LearningのフレームワークであるPreferred Networksが開発したChainerを解析手法として用いる。Chainerはニューラルネットワークを誤差伝搬で学習するライブラリである。長時間のデータを通常スペックのコンピュータで処理するにはコストかつ時間がかかる。簡易化のために3層のニューラルネットワークで解析を行う。

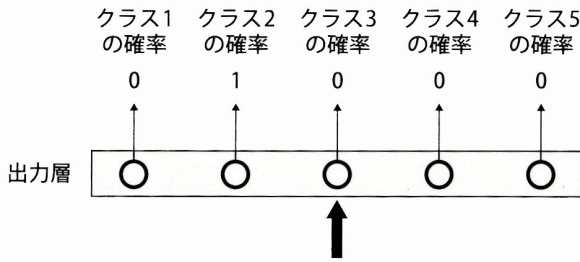


図-2 5値分類問題での出力層

2.4. 分類問題

今回の解析では、具体的な水位予測を行い、数値を算出するのではなく、あらかじめ設定した u 個の洪水レベルのうち、どのクラスに属するか解析する分類問題として扱う。参考文献⁷⁾によると、分類問題とは図2のようにあらかじめ設定したクラスの集合 $C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_n\}$ のどのクラス c_i にデータ x が属するか識別する問題である。入力層は鶴川の水位、降水量、気温、日照時間に加え、厚真・穂別それぞれの降水量、気温、日照時間を加えた10次元のため、バイアスのほかに10個のユニットを用意する。出力層は洪水レベルを何パターンに分けると最適であるかこれから検証を行いながら決定する。従来の方法では一つの河川ごとに大量のデータセットを要するが、本研究では事前にかかるコストとデータセットを抑えられると考えられるため、大規模な河川だけでなく十分なデータの見込めない中小規模の河川にも適応できるモデルの構築を行う。

2.5. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク(NN)は m 次元のベクトル x を n 次元のベクトル y に写す関数 f を推定する学習手法を示す。⁷⁾

$$y = f(x) \text{ s.t. } x \in R^m, y \in R^n \quad (1)$$

NNは f のモデルとして図3のような3層のネットワークを設定する。最下段から入力層、中間層、出力層となっている。入力層のユニットはバイアスを含めた $m+1$ 個、中間層は $h+1$ 個、出力層は n 個である。入力層のユニット i にはベクトル x の第 i 次元目の x_i が入力される。 x_i には重み w_{ki} が乗じられ、中間層のユニット k に入力される。中間層のユニットには入力層の各ユニットから図のように重みが乗じられた値が入力される。中間層のユニット k ではこれらの入力値の和を取り、さらにその和を活性化関数 σ に与えた結果の値を出力する。

$$\sigma = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

これを踏まえ、中間層のユニット k の出力のような式となる。

$$o = \sigma \left(\sum_{i=1}^m w_{ki}^{(1)} x_i + b_k^{(1)} \right) \quad (3)$$

要素 $w_{ki}^{(1)}$ の行列 $W^{(1)}$ を、中間層の出力をベクトル o と置く。

$$o = \sigma_1(W^{(1)}x + b^{(1)}) \quad (4)$$

中間層から出力層も同様に考える。

$$\sigma_2(W^{(2)}x + b^{(2)}) = \sigma \left(W^{(2)}\sigma_1(W^{(1)}x + b^{(1)}) + b^{(2)} \right) \quad (5)$$

したがって、NNにおける関数 f のモデルは以下ようになる。

$$\begin{aligned} y = f(x) &= \sigma_2(W^{(2)}x + b^{(2)}) \\ &= \sigma \left(W^{(2)}\sigma_1(W^{(1)}x + b^{(1)}) + b^{(2)} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

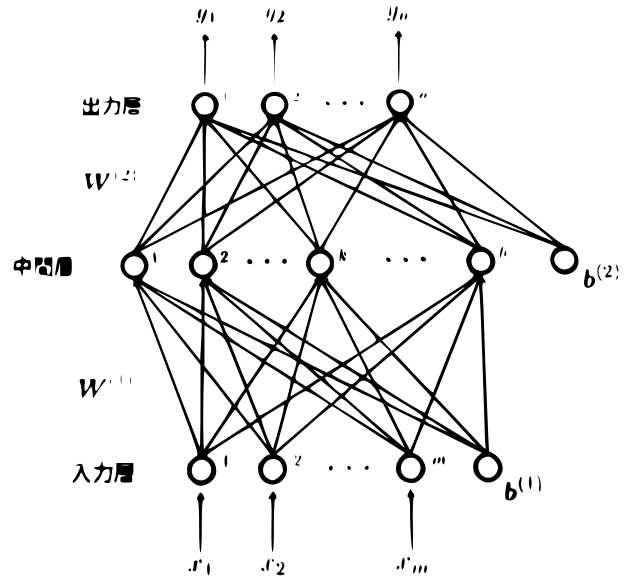


図-3 3層ニューラルネットワーク

3. 今後の研究

今後の研究では、中間層の数の調整を行う。現時点では10個と仮に設定をしてプログラムを組んでいるが数を調整し、中間層をいくつ設定すれば最適な結果が出るか検証する予定である。さらに今回の解析では1年分のデータのインプットを行ったが、最短何年分のデータをインプットすれば希望するアウトプットが得られるか2年、3年、5年等様々な期間で試す。出力層に関して洪水パターンをいくつに分けるとよいか検証し、出力層数の決定を行う。

参考文献

- 1) 平成29年1月, 中小河川等における水防災意識社会の再構成のあり方について 答申, 社会資本整備審議会.
- 2) 平成28, Chainerによる実践深層学習, 新納浩幸, オーム出版.
- 3) 国土交通省, 気象庁HP, <http://www.data.jma.go.jp/priskobsd/index.php>, 参照年月日2017.11.15.
- 4) 国土交通省, 川の防災情報HP, <http://www.river.go.jp/kawabouipAreaJump.do?gamenId=01-0201&refineType=1&fldCtlParty=no>, 参照年月日2017.11.15.
- 5) 一言正之, 桜庭雅明, 清雄一, 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発.
- 6) 一言正之, 桜庭雅明, 深層学習の適用によるニューラルネットワーク洪水予測の精度向上.