

技術報 AI 技術を用いた積雪分布推定と融雪洪水予測への応用

河川計画事業部 第三部 飯野 広大



近年、超過洪水における洪水被害の防止・軽減のために、より精度の高い洪水予測情報が求められている。しかし、現在運用されている多くの洪水予測システムは、夏期の降雨による洪水を対象に設計されており、春先の融雪洪水には適用できない。このため、融雪洪水を含む年間を通じた洪水予測を可能にするための検討が進められている。本稿では、AI と物理モデルを組み合わせたハイブリッド型融雪洪水予測モデルの高い実用性について報告する。

キーワード：融雪洪水予測、積雪深観測、積雪分布推定、ディープニューラルネットワーク

1. はじめに

近年、地球温暖化に起因する気候変動の影響により、日本国内において大規模な洪水や土砂災害が増加している。これに伴い、超過洪水における洪水被害の防止・軽減を図るため、より精度の高い洪水予測情報が求められている。しかし、現在運用されている多くの洪水予測システムは、夏期の降雨を起因とする洪水を対象に設計されており、春先の融雪を起因とする洪水には適用できないという問題を抱えている。例えば、東北地方を流れる Y 川では 1980 年に大規模な融雪洪水が発生しており、融雪洪水を含む年間を通じた洪水予測の必要性が高まっている。

本検討は、この問題に対応するため、融雪洪水予測の精度に大きく影響する積雪分布推定に AI 技術を応用し、融雪洪水予測の精度を向上させる可能性を検証することを目的とする。対象河川として、融雪期（3 月～5 月）に河川流量が最も大きくなる傾向がある Y 川を選定した。（図-1 参照）

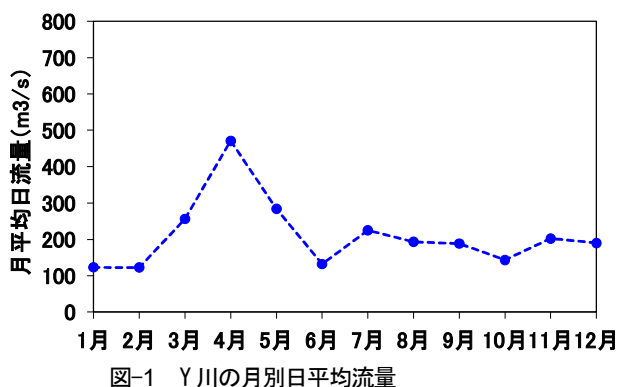


図-1 Y 川の月別日平均流量

2. 存在した課題

2-1. 積雪観測データの整備

多くの積雪観測は居住域である低標高地域に集中して実施されており、対象河川流域である Y 川流域においても、海拔 120 m 以下の低標高地域に 4 地点の観測所が設置されているのみであった。これらの観測地点標高は、流域全体の標高で約 20%にとどまり、流域全体の積雪分

布を正確に把握できる範囲も同様に 20%に限定される。

（図-2 参照）

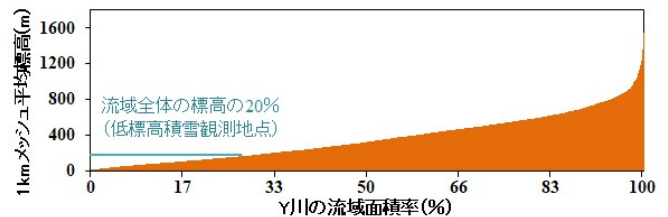


図-2 低標高観測地点の流域面積率-標高グラフ

このため、高標高地域の積雪分布を正確に把握することは困難であった。さらに、融雪期における低標高地域では、3 月中旬頃に消雪するため、それ以降の融雪洪水発生期間では、流域内の積雪状況を適切に捉えることができないという問題もある。したがって、積雪観測データの整備が課題であった。

2-2. AI 技術を用いた融雪洪水予測モデルにおける不確実性の排除

従来の AI 技術を用いた融雪洪水予測では、降雨量や積雪深などの気象観測データを AI モデルに入力し、河川水位をダイレクトに予測する手法が主流であった。このアプローチは学習データの洪水事例と、特徴が類似する洪水に対しては高精度な河川水位の予測が可能である一方、学習範囲外の特徴を有した洪水に対しては、予測精度が急激に低下するという不確実性が懸念される。特に、融雪洪水は夏期洪水と比較して、超過洪水に関する学習データは著しく不足している。近年では、洪水被害の防止・軽減に向け、年間を通じて高精度な予測情報の提供が強く求められており、不確実性が大きい AI 単独の融雪洪水予測では、あらゆる洪水に対して一貫して高い精度を保証できない。そのため AI 技術を用いた融雪洪水予測モデルにおける不確実性の排除が課題であった。

3. 解決する技術

3-1. 高標高地域の積雪観測データの取得

流域内の積雪分布を正しく把握するため、高標高地域

に積雪深観測計が設置された。高標高地域の積雪観測データは、低標高地域のそれと比較して約 1 ヶ月遅れて消雪する傾向を示した。(図-3 参照) さらに積雪深観測計設置地点の標高は、流域全体の標高の 99% を占める。これにより融雪洪水発生期間中の流域全体の積雪分布をより正確に把握することが可能となった。



図-3 観測地点別の融雪時期

3-2. AI と物理モデルのハイブリッド型融雪洪水予測モデルの構築

より高精度な融雪洪水予測モデルを構築するために、AI の弱み (不確実性) を排除し、強み (学習範囲内の事象に対する確実性) を活かす必要があった。そこで、AI を流域内の積雪分布推定だけに特化させ、これ以降の河川水位の出力までの計算は物理モデルで実施する、AI と物理モデルのハイブリッド型融雪洪水予測モデルを構築した。積雪分布推定であれば、AI の学習に十分なデータ量と低標高地域から高標高地域までを網羅した積雪観測データを用いることができるため、AI の不確実性を大幅に低減できる。積雪分布を推定する AI モデルにはディープニューラルネットワーク (以下、DNN) を適用した。

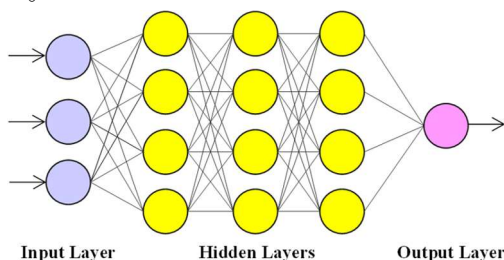


図-4 DNN イメージ図

入力データとしては、融雪洪水に関連する主要な変数である積雪深、降水量、気温とし、正解値としては、日本気象協会が提供する衛星画像データ (NOAA/AVHRR、1 日 1 回、1km メッシュ推定積雪深) を用いた。これにより、1km メッシュ毎に積雪の有無を判別し、流域全体の積雪分布を推定する。また、DNN の AI モデルとしての適用性を確認するため、多層の中間層を持たない人工

ニューラルネットワーク (以下、ANN) との精度比較をした。低標高地域では DNN と ANN で積雪日数の推定にほとんど差はなかった。一方で、高標高地域においては、ANN が過剰な積雪日数を推定する結果となったのに対し、DNN は衛星画像データにより近い結果を示し、その優位性を確認した。(図-5 参照)

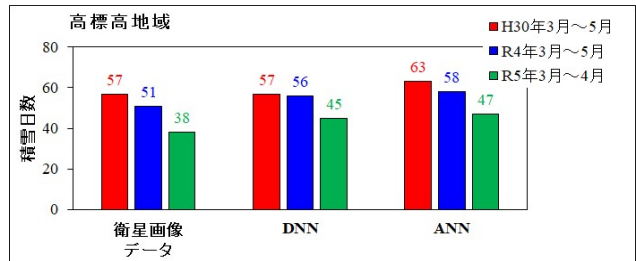


図-5 高標高地域の DNN と ANN の推定精度比較

この DNN によって推定された積雪分布を用いて、数値モデルで河川水位の再現を行った結果、A 県の F 地点において、NASH 係数 0.86 という高い再現性が得られた。これは目標とされるピーク水位 30cm 以内の精度を達成しており、AI と物理モデルのハイブリッド型融雪洪水予測モデルの高い実用性を確認した。(図-6 参照)

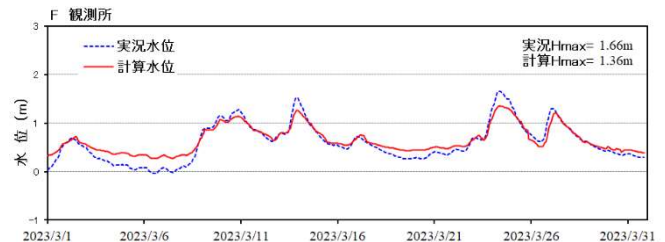


図-6 A 県 F 地点の実況水位と計算水位の比較

4. まとめ

本検討では、AI 技術を用いた積雪分布推定および融雪洪水予測の精度向上を検証した。その結果、A 県 F 地点における河川水位の再現では、NASH 係数 0.7 以上の合格基準を達成する高い再現性が得られ、ピーク水位の予測精度も目標値である ± 30 cm 以内を達成した。これらの成果は、積雪観測データの整備という課題や、AI 技術を用いた融雪洪水予測モデルにおける不確実性という課題に対し、高標高地域の積雪観測データの取得と AI と物理モデルのハイブリッド型融雪洪水予測モデルの構築が有効な解決策の一例となることを示している。

本検討で既存の洪水予測モデルおよび今後構築する洪水予測モデルの精度向上に資する結果を得られた。今後、DNN や ANN 以外の AI モデルの適用性についても検討し、さらなる融雪洪水予測の精度向上を目指す。加えて、AI 技術の発展を踏まえ、他河川への技術提案でも物理モデルの強みと AI の強みを組み合わせた融雪洪水予測モデルを提案したい。