

積雪地域を対象とした深層学習を用いた積雪深および融雪流出予測モデル構築の基礎的検討

長岡工業高等専門学校 学生会員 ○武樋 力
 長岡工業高等専門学校 正会員 込山晃市
 長岡工業高等専門学校 正会員 山本隆広

1. 目的

我が国の豪雪地帯において降雪によって地表面上に蓄えられる積雪水当量は膨大であり、例えば三国川ダム上流域では 3000 mm に達する場合がある。日本の 1 年間の平均降水量が 1800 mm 程度であることを考えれば、膨大な水量が蓄積されていることになる。一方で、山岳域を中心とした領域においてどの程度の降雪量、積雪量があったかを把握することが難しく、それが水資源管理を困難にしている。これまで冬季の降雪量を明らかにするために、地上降水量計の設置が行われてきたが、冬季の厳しい環境の中で設置数が限られ、さらにその測定精度も十分でない。また、レーダーを用いた観測においても降雪を降らせる雲の高さが低いためにレーダーの減衰が大きくなるなどの問題がある。このような中、降雪-積雪-融雪-蒸発-河川水の物理的なプロセスを把握し、その理解の上にコンピュータを活用した数値シミュレーションによって降雪量、積雪量、融雪量を把握しようとする研究が数多く行われている。しかしながら、上記の各プロセスについての理解がほとんど進んでいないのが実態である。それに対し、近年、普及が進んでいる深層学習は現象の因果関係をブラックボックス化した上で解析を行うことができる利点がある。そこで、本研究では基礎的検討として深層学習を用いて積雪地域における積雪深と融雪流出を予測する手法を開発することを目的とする。

2. 対象流域と使用データ

本研究の対象流域は日本屈指の豪雪地帯である三国川ダム上流域(76.2 km²)である。ダム管理所屋上に設置されている毎年の積雪深は 3 m から 4 m が記録されている。使用データは気象庁が管理する湯沢と小出観測所で観測された気温を対象流域に内挿したデータおよび降水量データとして気象庁の解析雨量を用いた。さらに、三国川ダム観測所における観測ダム流入量と日観測積雪深を用いた。ここで、気温と降水量は流域平均であるとともに、積雪深が日観測データであることから気温、降水量およ

び観測ダム流入量は日平均とした。また、使用するデータの期間は 2006 年から 2019 年とした。

3. 解析手法

3.1 積雪深予測

本研究では、予測日から 10 日前の積雪深と 10 日前から予測日までの気温と降水量の変化を入力値として積雪深を予測する。解析期間は 2006 年から 2019 年の 11 月から 4 月末までとした。各データのデータスケールは異なるため、データスケールを揃えるとともに、学習効率を向上させるため平均値を 0、分散を 1 とする前処理をした。また、深層学習時において出力値である積雪深は解析期間中の最大値が 375 cm であるため 1/1000 倍することで正解データとし、予測結果については出力値を 1000 倍することで得ることとした。学習ケースについては、入力値に解析期間の全期間のデータを使用した Case1、積雪深が少ない期間のデータが予測精度の低下に起因する可能性があることから積雪深が 30 cm 以下を除外した Case2 とした。深層学習モデルについては ANN モデル、CNN モデル、LSTM モデル、RNN モデルの 4 つを用い合計 8 パターンで検証した。予測結果の精度は最大積雪深の異なる 2006 年、2007 年、2012 年、2014 年、2016 年で検証を行う。例えば、2006 年を検証期間とする場合には、2007 年から 2019 年までが学習期間となる。また予測精度については決定係数(R² 値)により評価した。

3.2 融雪流出予測

融雪流出予測モデルでは、気温、降水量および積雪深を入力値として、観測ダム流入量を予測する。具体的には、 $t-10$ 、 $t-9$ 、 \dots 、 t 日の気温、降水量および積雪深を入力値とし、 t 日のダム流入量を予測する。解析期間は 2006 年から 2019 年の 11 月から 6 月末の降雪が発生してから融雪水として流出するまでの期間とした。データの预处理については積雪量予測と同様である。深層学習時の出力値についてダム流入量の期間中の最大値が 91.8 m³/s であるため 1/100 倍し、予測結果は出力値を 100 倍するこ

キーワード 深層学習, 積雪深, 融雪流出

連絡先 〒940-8532 新潟県長岡市西片貝町 888 番地 長岡工業高等専門学校環境都市工学科 TEL 0258-34-9265

とで得ることとした。学習ケースについては、入力値に気温、降水量を用いた Case1、気温、降水量および積雪深を用いた Case2、気温、降水量および積雪期間において、それまでに観測された最大の積雪深を用いた Case3 とした。深層学習モデルについては、前述した 4 つを用い、合計 12 パターンで検証した。また、予測結果の検証期間は積雪量予測と同様であるが、予測精度については Nash 効率係数によりダム流入量の波形の再現性を評価した。

4. 結果と考察

4.1 積雪深予測

表-1 に各ケースにおける R² 値の算出結果を示す。R² 値については Case1、Case2 でデータ期間が異なるため、Case2 のデータ期間で評価を行った。結果より、各年で安定して予測精度が高い結果であったのは Case1 の ANN モデルであった。一方で、Case2 の LSTM モデルは積雪深が 30 cm 以下を除外したことで最も積雪深が低かった 2006 年では精度が低下したものの、それ以外の年では、Case1 の ANN モデルの精度を上回る結果にあった。このことから、長期的な依存関係を学習することの可能な LSTM モデルの適応性も示唆された。図-1 には、Case1 の ANN モデルで最も再現性が高かった 2012 年の積雪深の変化を示す。図-1 に示すように、評価期間全体で積雪深の上昇や減少を再現できているとともに、評価期間中の累積積雪深も観測値と同程度を示していた。

4.2 融雪流出予測

表-2 に各ケースにおける Nash 効率係数の算出結果を示す。表-2 より気温と降水量を入力値とした Case1 と、それに加え、積雪深を入力値とした Case2、3 を比較すると積雪深を加えた Case2、3 のほうが、精度が向上する結果にあった。この結果から積雪深に関するデータを一地点だけでも深層学習モデルに入力することで融雪流出の予測精度の向上に寄与することが示唆された。図-2 に各ケースにおける 2014 年のハイドログラフを示す。図-2 に示した Case1 の波形より降水と気温を入力値としたパターンでは、融雪最盛期における融雪水を過小評価することが確認された。この結果より、平均気温だけでは降水の雨雪判別が難しく、深層学習モデル内で積雪を考慮できないことから、予測精度の低下につながったと考える。一方で、Case2、Case3 では積雪深のデータを入力値としたことで、気温に加え、積雪深の増減から冬季の低水や融雪水流出の増減のタイミングを良好に予測できたとともに、水収支についてもほぼ同程度を示したと考える。

表-1 各ケースにおける R² 値

		2006	2007	2012	2014	2016	Average
Case1 (全データ)	ANN	0.538	0.839	0.901	0.880	0.815	0.795
	CNN	0.355	0.782	0.849	0.682	0.733	0.680
	LSTM	0.244	0.488	0.575	0.668	0.421	0.479
	RNN	0.244	0.488	0.564	0.668	0.421	0.477
Case2 (30 cm 以上)	ANN	0.275	0.833	0.895	0.911	0.853	0.753
	CNN	0.189	0.767	0.863	0.849	0.778	0.689
	LSTM	0.208	0.841	0.912	0.913	0.921	0.759
	RNN	0.002	0.495	0.576	0.682	0.417	0.434

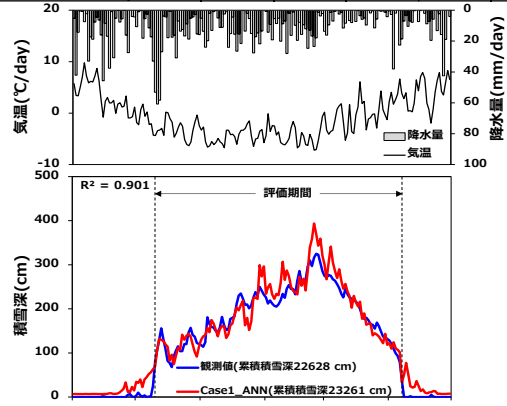


図-1 積雪深の変化(2012年)

表-2 各ケースにおける Nash 効率係数

		2006	2007	2012	2014	2016	Average
Case1	ANN	0.713	0.657	0.588	0.473	0.724	0.631
	CNN	0.625	0.690	0.631	0.573	0.461	0.596
	LSTM	0.669	0.597	0.671	0.617	0.636	0.638
	RNN	0.654	0.652	0.539	0.619	0.600	0.613
Case2 (積雪深)	ANN	0.750	0.817	0.707	0.827	0.774	0.775
	CNN	0.623	0.593	0.530	0.764	0.704	0.643
	LSTM	0.647	0.701	0.650	0.803	0.736	0.708
	RNN	0.683	0.744	0.730	0.839	0.728	0.745
Case3 (最大積雪深)	ANN	0.703	0.781	0.713	0.821	0.739	0.751
	CNN	0.660	0.781	0.571	0.759	0.756	0.706
	LSTM	0.640	0.738	0.664	0.779	0.747	0.713
	RNN	0.673	0.788	0.665	0.806	0.714	0.729

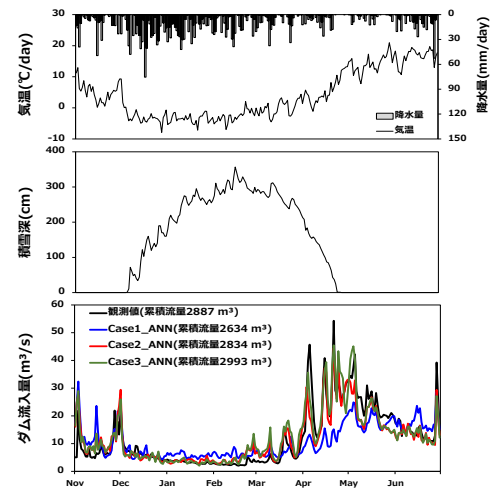


図-2 ハイドログラフの比較(2014年)

5. まとめと今後の課題

本研究では、深層学習を用いて積雪深予測モデルと融雪流出予測モデルを開発した。その結果、各モデルで比較的高い再現性を得られることが示唆された。そのため、今後は、気温と降水量を予測値に置き換え検証を行うとともに、積雪深予測モデルから得られた結果を融雪流出予測モデルに活用した際の精度を検証したいと考える。