

物理情報を組込んだニューラルネットワークの排水解析計算への適用 Physics-informed neural networks of the Saint-Venant equations applied to drainage-analysis simulations.

○木村延明・皆川裕樹・福重雄大
○Nobuaki KIMURA・Hiroki MINAKAWA・Yudai FUKUSHIGE

1. はじめに

近年、農業水利施設(例：排水路やため池)で収集される連続データを用いた、深層ニューラルネットワーク(DNN)による予測手法が開発されてきた。しかし、DNNはデータドリブン型の予測手法のために、その結果が物理法則を満たしているのか、必ずしも保証できない課題がある。さらに、データが収集されていない地点では、DNNによる良好な予測が困難である。これらの課題を解決するために、物理情報を組込んだニューラルネットワーク(Physics-informed neural network, PINN)を用いて、データが収集できない地点でも、物理法則に紐づけられた方法で予測精度を向上させる手法を提案する。本提案手法のケーススタディとして、ある低平農地に張り巡らされた排水路の一部分(直線状の水路)を対象に、データが収集できない地点の予測を行うことを想定して、PINNに浅水方程式(Saint-Venant equations, SVE)¹⁾を組込んだモデル(以下、「PINN-SVE」という)を構築し、排水路の水深と流速を予測する。この手法を利用することで、物理法則に基づく排水解析モデルを構築することなく、排水路の境界端で観測されたデータ等を用いて、データがない地点でも、良好な予測結果が得られると考えられる。但し、本研究では、PINN-SVEの基本的な挙動を検証するために、次のような制約条件を設ける。1)対象排水路は流速の観測値を有しないため、筆者らの先行研究²⁾で実施された模擬降雨に基づく流出解析モデルの計算結果を利用する。2)本PINN-SVEでは、現状、分岐等の複雑な水路網を考慮できないため、直線に限定した排水路網を設定する。

2. 方法

利用データは、対象地区の期間最大級(約 300 mm/72 h)に匹敵する模擬降雨を用いて、流出解析モデルから出力される概ね一山洪水の水深と流速の疑似データ(1 h 間隔の 5 日間)である。これらの疑似データは、正解値と定義する。PINN-SVEでは、位置(x)・時間(t)の入力と水深(h)・流速(u)の出力の組合せで、DNNの重み係数を調整し、さらに、推定値 h^* と u^* がSVEを満たすように、損失関数を最小化するような構造である(図1a)。直線の排水路は、図1bのように、複数の水路セルから構成され、両端セル(B1, B2)は境界条件、中央セル(M0)にデータ同化のように正解値、さらに初期条件として、全てのセルの正解値を与えて、モデルの学習を行う。学習済モデルを用いて、セルID：C1~C4の答え

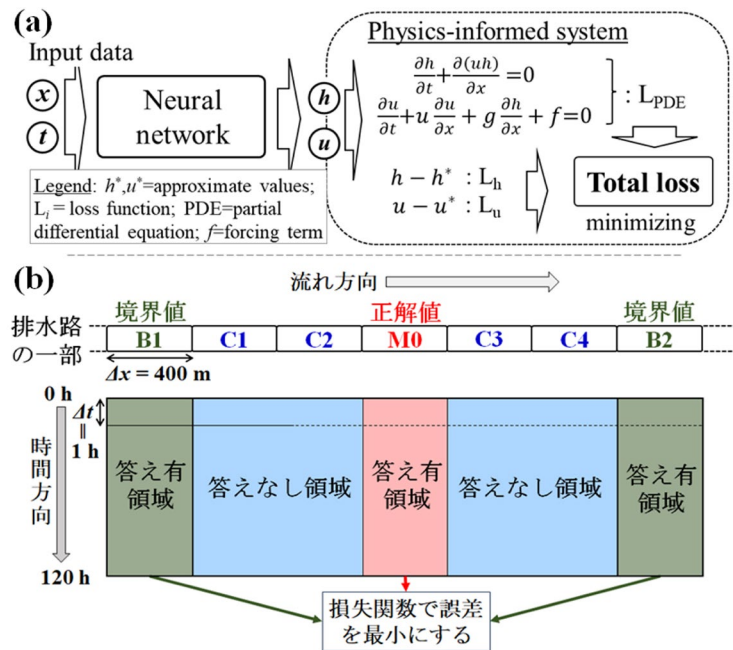


図1 本手法の概略：PINN-SVEの構造(a)、計算領域(b)。
Proposed method: PINN-SVE (a) & Simulation setup (b).

* 農研機構－農村工学研究部門 The Institute for Rural Engineering, NARO
キーワード 疑似出水データ, 直線排水路, PINN, 浅水方程式

なしの領域で予測を行う。比較のために、従来型の DNN を使い、境界条件等の限られたデータで学習される。なお、PINN-SVE の損失関数、ハイパーパラメータ等の計算条件は、Feng et al.¹⁾を参考にした。精度検証の方法は、正解値と予測値との誤差等を評価する Nash-Sutcliffe 係数(NSE)、ピーク値の差(DfPk)、タイムラグ(TmLg)を用いる。

3. 予測結果

PINN-SVE の水深の予測結果では、従来型 DNN と比較して、上流側の水路セル C1 で、概ね同様の正解値の再現が見られ、他方、下流側の水路セル C3, C4 で、正解値をより良く再現している(図 2 左側)。PINN-SVE の定量評価では、従来型 DNN と比べて、C3, C4 で 3~6%の NSE の改善が見られ、また、ピーク差は大幅に改善された。一方、流速予測(図 2 右側)において、従来型 DNN は、ピーク値付近でオーバシュート気味である。PINN-SVE では、ピーク値後方(ピーク値から右側範囲)でややオーバシュートの予測結果であるものの、従来型 DNN より正解値の再現性が高い結果となった。NSE では、C3 を除き、良好な予測結果が得られた。また、ピーク値の DfPk も、従来型 DNN と比べて大幅に改善され、TmLg は概ね同様の結果となった。なお、PINN-SVE の予測は、従来型 DNN のように短時間に現れるような上下振動の波形(ピーク値前方で現れるさざ波形状)の再現が困難であった。このように、PINN-SVE の予測値が滑らかに変化する理由について、SVE の損失関数 L_{PDE} (図 1a)には、水田等からの排水路への横流入の効果が考慮されていないために、さざ波形状のような変化を捉えることが困難であったと推察される。

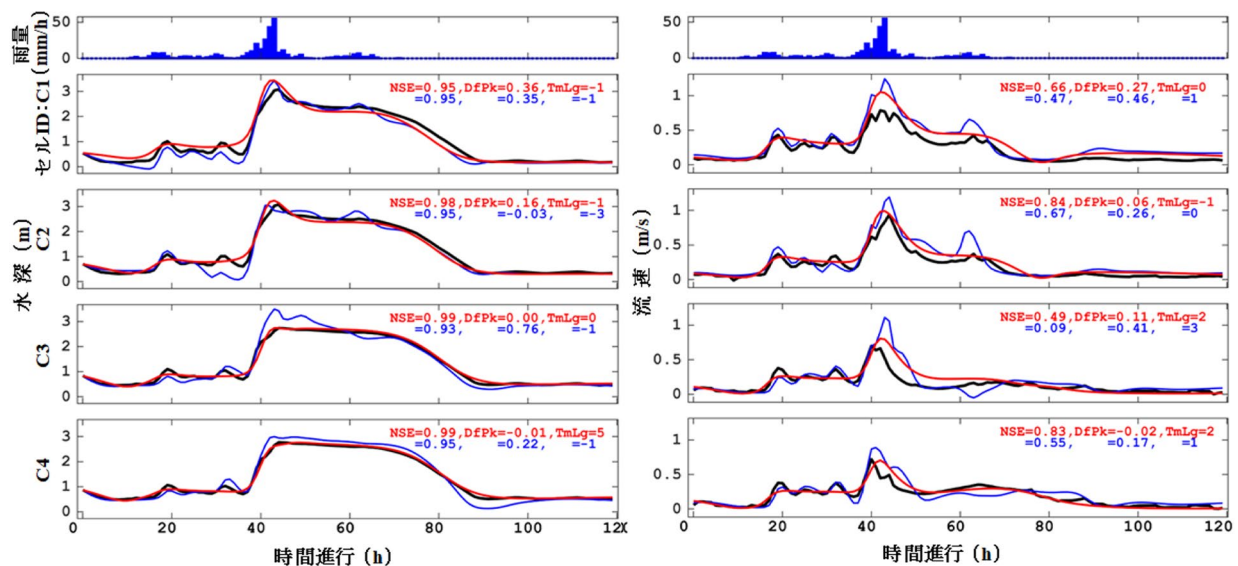


図 2 雨量と PINN-SVE (赤線)と従来型 DNN(青線)の水路セル(上流→下流：C1→C4)における水深(h)・流速(u)の予測結果と正解値(黒線)の比較。

Temporal variations of rainfall, and depth (h) & velocity (u) of true value (black), compared with PINN-SVE (red) and conventional DNN (blue) predictions in upstream to downstream canals, whose IDs are C1 to C4.

謝辞：本研究は、内閣府総合科学技術・イノベーション会議 SIP3 期(スマート防災ネットワークの構築：JPJ012289, 推進機関：(国研)防災科研)の助成を受けて実施された。近畿大学の木村匡臣氏と(株)アーク情報システムの馬場大地氏に研究協力を受けた。本研究への支援に謝意を表明する。

参考文献

- 1) Feng et al. : Physics-informed neural networks of the Saint-Venant equations for downscaling a large-scale river model. *Water Resources Research*, Vol. 59, e2022WR033168, 2023.
- 2) 皆川ら：排水施設の操作支援のための深層学習水位予測モデル構築にむけた模擬データ活用法の検討。土木学会論文集 B1(水工学), 76 巻 2 号, pp.I_349-I_354, 2020.