

AI を利用したフィルダム堤体挙動の異常検知のための沈下量予測の試行

国土交通省国土技術政策総合研究所 正会員 ○小堀 俊秀 松下 智祥 金銅 将史
株式会社ドーコン (元 国土技術政策総合研究所 交流研究員) 正会員 二階堂 良平

1. はじめに

ダムの維持管理における安全管理では、目視等での点検とともに漏水量や変形(変位)等各種計測データの監視が異常検知の基本的かつ重要な手段となっている。しかし、今後長期供用ダムが増加する中、ダムの維持管理に精通した経験豊富な職員の減少が懸念される。このような状況に対応し、ダム管理の経験の少ない管理者であっても、ダムの異常等の判断を的確に行えるような工夫が必要と考えられる。

そのため筆者らは、ダムの管理者による異常有無の判断支援を目的としたAI技術の活用可能性について検討を進めている。外気温や貯水位の変化に連動する定常変動が主体のコンクリートダム堤体変位の時系列データを対象としたこれまでの検討¹⁾では、回帰問題に適用可能な再帰型ニューラルネットワークを用いた深層学習の手法の一つであるLSTM(Long Short Term Memory)²⁾の活用が期待できる結果が得られている。そこで、本検討では、経年的な累積性を持つフィルダム堤体の沈下量データを対象にLSTMによる異常検知の実用可能性について検討した。

2. 対象とした計測データ

本検討では、フィルダム堤体の外部変形として計測される沈下量(図-1)のデータの例として、1980年頃に建設されたロックフィルダム(堤高約45m)のデータを用いた。ロックフィルダムは、粘土等のコア材や、岩石等のロック材等から構成される土構造物であり、その堤体には湛水や貯水位変動による主に上下流方向の変位とともに、圧密沈下による累積変形が生じる³⁾。堤体の沈下はダム完成後も継続し、年月をかけて次第に収束に向かうのが一般的である。このような累積性を持つ時系列データとしてフィルダムの沈下量データを対象とし、過去の計測データを機械学習(深層学習)させることで得られる予測値の実測値との乖離から、地震時に生じる通常とは異なる沈下などの異常が検知可能か試行的に検討した。

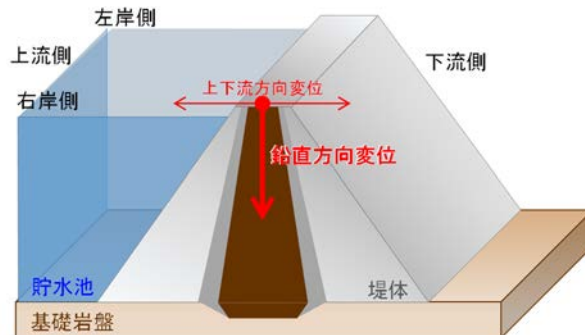


図-1 フィルダムでの外部変形の計測(鉛直方向が沈下量)

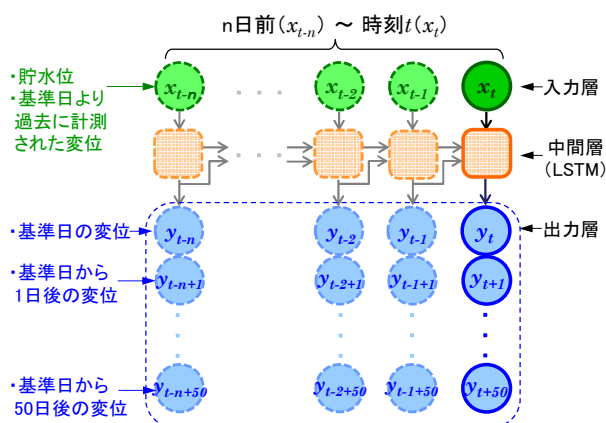


図-2 構築した LSTM モデルの概要

3. 沈下量の予測モデル

本検討では、フィルダム堤体の沈下量の予測モデルとして、図-2に示すLSTMモデルを用いた。このモデルでは、過去の沈下量データと貯水位を入力層とした。なお、実測変位や貯水位の計測は不定期で実施されている。そのため、LSTMモデルへの入力に際しては、前後データから線形補間し、日データとする前処理を行った。過去データの入力期間(長期記憶として考慮する期間、図-2に示す日数n)は貯水位等の年変動を考慮して過去1年(365日)とした。出力層は、将来の変位を予測するため基準日から50日後までの実測変位データとした。

なお、過去の沈下量データを入力するのは、一般に累積性を持ちつつ経年的に収束に向かう特性を持つ沈下量データの時系列変化を随時学習させながら予

キーワード フィルダム、安全管理、沈下量、AI、LSTM、異常検知

連絡先 〒305-0804 茨城県つくば市旭1番 国土交通省 国土技術政策総合研究所 TEL 029-864-8173

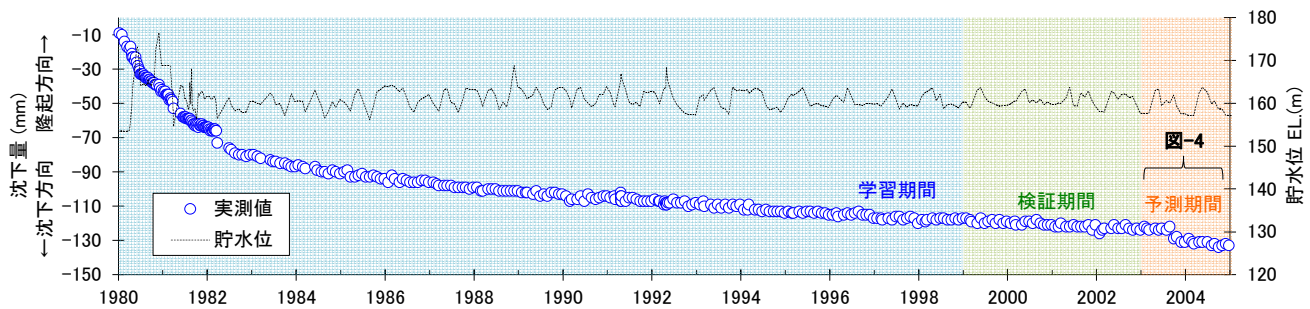


図-3 予測に用いた沈下量の計測データ

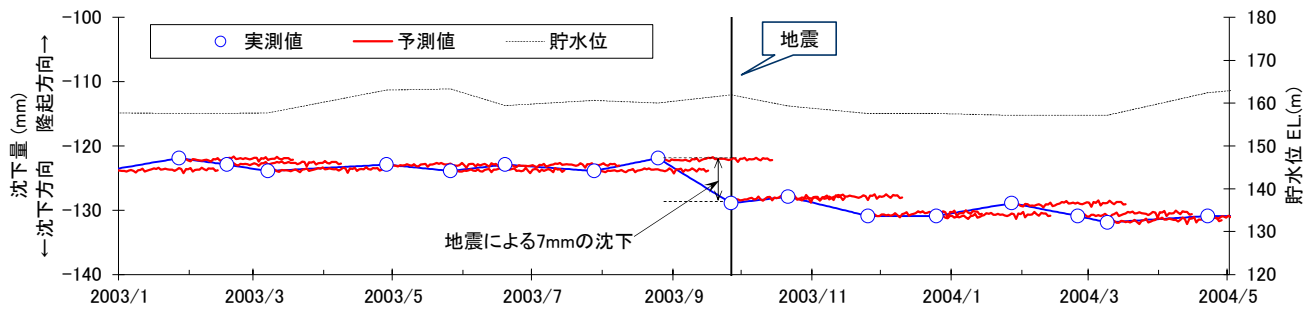


図-4 沈下量の実測値とLSTMモデルによる予測結果

測を行わせるためである。貯水位も入力に加えたのは、堤体内の水位や間隙水圧分布を変化させることで、沈下量に影響を及ぼす可能性があることを考慮したものである。また、出力層を50日後までの変位実測データとしたのは、検討対象としたフィルダムでの沈下量の計測間隔（堤体上の定点での測量を30～50日程度の間隔で実施）を考慮し、次回の計測値を予測することを想定したものである。

4. LSTMによる予測結果

検討の対象としたロックフィルダムで実測された沈下量データを貯水位のデータとともに図-3に示す。本検討では、同図に示すように沈下量データを学習期間、検証期間及び予測期間の3つの期間に分け、このうち学習期間のデータをLSTMモデル構築のための学習用データとして用いた。検証期間のデータはLSTMモデルの精度検証(学習効果の評価)に用いた。

予測期間におけるLSTMによる沈下量の予測結果を実測値とともに図-4に示す。予測結果は実測値が計測された日における50日先までの予測である。

なお、このダムでは予測期間中（2003年9月）に地震（M8.0、震源距離290km）があり、その前後の測量データから約7mmの沈下が計測されている。これに対し、同図に示すLSTMによる予測結果は、地震前は概ね実測値と良く整合しているが、地震直後に実測値との乖離が大きく生じていることがわかる。このようにLSTMモデルでの予測結果を実測値と比較し、

両者の乖離を検出することで、通常とは異なるダムの挙動（異常）が検知できる可能性がある。

5. まとめと今後の展望

以上の検討から、累積性を持つフィルダム沈下量の時系列データに対しては、本検討のようなLSTMモデルを用いた学習と予測を行うことで、異常の検知に有用な情報を得ることができるものと考えられる。

ただし、予測モデルの精度は、学習期間として利用できる実測データの取得期間の長さや取得間隔（頻度）、計測誤差等に応じて変わってくると考えられる。ダムの安全管理への実用にあたっては、それらに応じて必要な精度が得られるモデルを用いるとともに、異常判定のための閾値を適切に設定する必要がある。

今後、時系列データという点で共通する漏水量や揚圧力等ダムで計測される他のデータについても、異常検知に適したLSTMモデルの検討を進め、ダム管理の現場で使える実用的な支援ツールの作成につなげていきたい。

参考文献

- 1) 小堀俊秀、二階堂良平、松下智祥、金銅将史：ダムの安全管理用計測データに基づく異常検知へのAI技術活用に向けた試行検討、インフラメンテナンス実践研究論文集、(公社)土木学会、1巻1号、pp.363-371、2022.3.
- 2) 例えば、Hochreiter, S. and Schmidhuber, J.: Long Short-Term Memory, Neural Computation, 9(8), pp.1735-1780, 1997.
- 3) 井上素行、内田善久、望月直也、石黒健、太田秀樹：ロックフィルダム遮水ゾーンの湛水後長期沈下メカニズム、土木学会論文集、No.582/III-41、pp.275-284、1997.