

# RNN を用いた体積含水率の現地計測データの予測に対する入力データの与え方に関する一考察

鹿児島大学工学部 学生会員 ○ 笛田 泰成

鹿児島大学学術研究院理工学域工学系 正会員 伊藤 真一, 酒匂 一成

## 1. はじめに

豪雨時の斜面崩壊に対するソフト対策の一つとして現地斜面のモニタリングがある。モニタリングは、遠隔でリアルタイムに斜面の状態を監視できるという利点があるが、これまでに経験したことのない豪雨が降った場合の斜面の状態を現地計測データによって予測することは困難である。そのような未経験の降雨外力に対する予測を行うためには、シミュレーションが必要である。土中水分量に関するシミュレーションとしては、一般的に不飽和・飽和浸透流解析が用いられるが、本研究では、大量に蓄積された現地計測データを活用して土中水分量の予測に役立てるための手法として AI 技術に着目する。筆者らはこれまでに、体積含水率の現地計測データを予測する問題に対して、時系列データの分析に有効である Recurrent Neural Network (以下 RNN) の適用性について検討してきた<sup>1)</sup>。しかし、既往の研究では、RNN モデル構築時における入力データの与え方についての検討が不十分であった。そこで、本研究では、入力データの与え方の違いが RNN による体積含水率の予測結果に与える影響について議論する。

## 2. 現地計測データ

本研究の対象斜面は、九州地方の高速道路沿いの切土斜面である。図-1 は本研究で用いた現地計測データを示している。深度 30cm と 60cm に土壌水分計が設置されており、体積含水率が 10 分間隔で計測されている。降雨量の計測間隔も 10 分間隔である。図-1 は 2014 年 7/25 から 8/28 までの 33 日間の計測データであるが、このデータをモデル構築に用いる学習データと構築したモデルの予測性能について評価するためのテストデータに分割した。7/25 から 8/11 までの 18 日間の現地計測データを学習データとし、8/12 から 8/28 までの 15 日間の現地計測データをテストデータとして用いた。テストデータは学習データよりも明らかに強い雨が降り、体積含水率も大きく上昇していることがわかる。

## 3. 解析手法

RNN はニューラルネットワーク構造において過去の情報を保持する隠れ層を定義することで、時間の概念を反映することができる。しかし、単純な RNN を用い

るとモデルを構築するための計測データとの誤差を逆伝播させる段階で、長期の時間依存性は勾配が消失してしまい学習ができない場合がある。この問題を解決するために LSTM (Long Short-Term Memory) (図-2) などのアルゴリズムが提案されている。本研究でも LSTM を用いてモデルの構築を試みた。

## 4. 入力データの与え方の違いによる予測結果の比較

本研究では、降雨情報を入力して体積含水率を出力する RNN による回帰モデルの構築を試みる。ここでは、二通りの降雨情報をそれぞれ入力し、構築されたモデルの予測性能について評価する。

### (1) 時間ごとの合計雨量

一つ目の降雨情報の与え方として、時間ごとの合計雨量を用いる。これは、現地計測された 10 分間雨量から 1 時間雨量、2 時間雨量…72 時間雨量を全て算出し、72 通りの時間ごとの合計雨量を入力データとして与えるものである。図-3 は時間ごとの合計雨量の経時変化の一例を示している。時間が長いほど合計雨量の値は大きくなる。図-4 は 72 通りの時間ごとの合計雨量を用いて RNN による予測モデルを構築し、そのモデルを用いた場合の予測解析結果を示している。同図よ

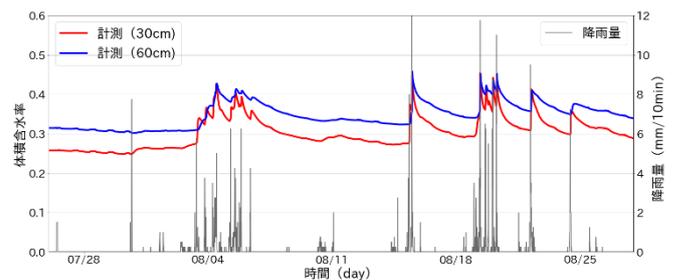


図-1 現地計測データ

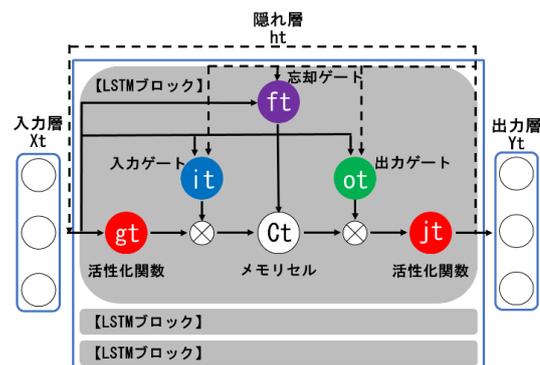


図-2 LSTM の概念図

り、モデル構築に用いた学習データは良好に再現できているが、テストデータは全く再現できていない。これは、入力データの与え方に問題があると考えられる。

**(2) 実効雨量**

土の保水性を考慮して入力データを与えるために、実効雨量<sup>2)</sup>を用いた。実効雨量は半減期という一つのパラメータだけで計算できる単純なモデルである。本研究では、実効雨量の半減期を1時間、2時間…72時間と変更して72通りの実効雨量を算出した。図-5は実効雨量の経時変化の一例を示している。時間ごとの合計雨量と異なり、実効雨量は滑らかに値が変化しており、土の保水性を表現できる可能性がある。図-6は72通りの実効雨量を用いて構築した予測モデルによる解析結果を示している。同図より、入力データとして実効雨量を用いると、学習データだけでなく未学習のテストデータも良好に予測できていることがわかった。

**5. まとめ**

本研究では、入力データの与え方の違いがRNNによる体積含水率の予測結果に与える影響を明らかにすることを目的として、入力データとして時間ごとの合計雨量と実効雨量を用いた場合の予測解析結果の違いについて考察した。その結果、入力データとして時間ごとの合計雨量を用いた場合は未学習のテストデータを全く再現できなかつたのに対して、実効雨量を用いた場合はテストデータも良好に予測できた。以上の結果より、体積含水率の現地計測データに基づいてRNNによる予測モデルを構築する際の入力データの与え方として実効雨量が有効であることが明らかになった。

**参考文献**

- 1) 伊藤真一ほか：体積含水率の現地計測データの予測に対するリカレントニューラルネットワークの適用性，AI・データサイエンス論文集，Vol. 1, No.1, pp.445-452, 2020.
- 2) 小杉賢一郎ほか：三体基岩内部の地下水位変動を解析するための実効雨量に基づく関数モデル，砂防学会誌，Vol.66, No.4, pp.21-32, 2013.

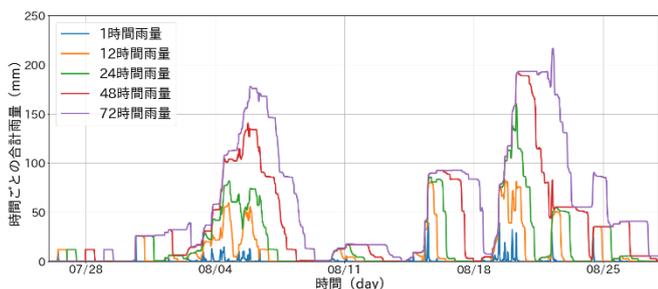
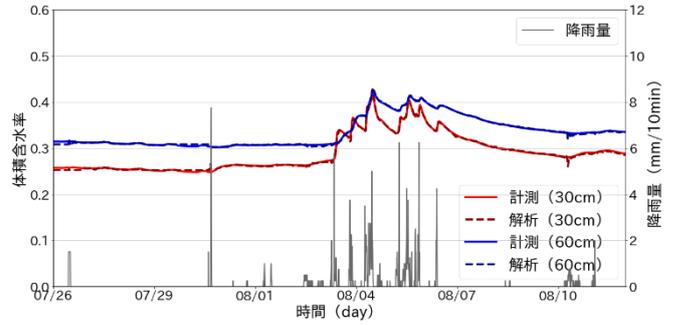
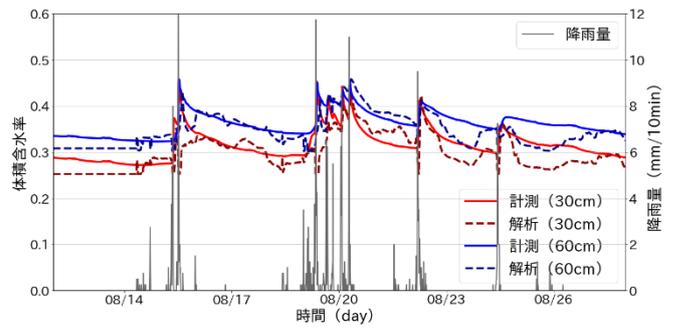


図-3 時間ごとの合計雨量の経時変化の一例



(a) 学習データ



(b) テストデータ

図-4 時間ごとの合計雨量に対する予測解析結果

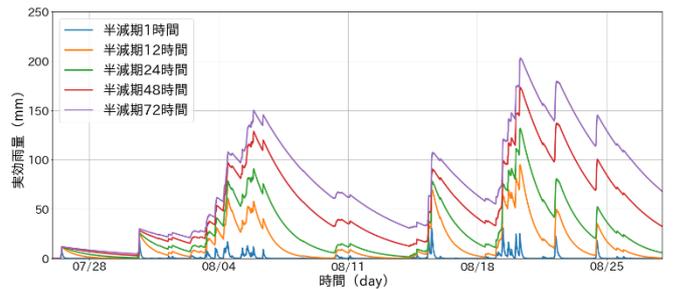
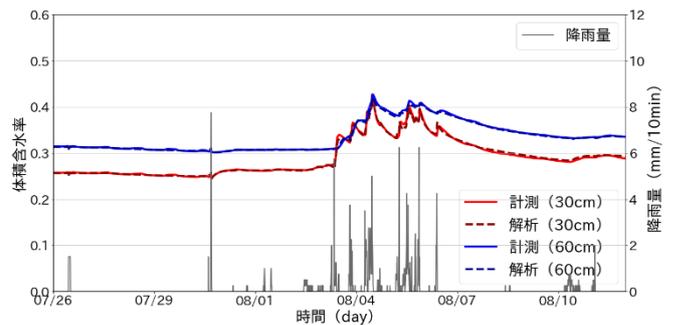
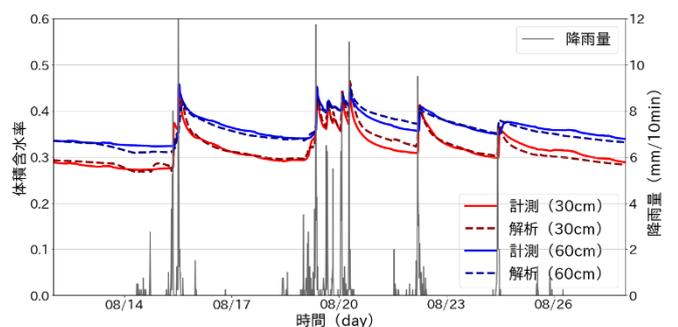


図-5 実効雨量の経時変化の一例



(a) 学習データ



(b) テストデータ

図-6 実効雨量に対する予測解析結果