

気象オープンデータを活用した干拓地における土壌水分予測

Prediction of Soil Moisture in reclaimed land using open meteorological data

升田直希¹・平嶋雄太²・宮本英揮²

¹鹿児島大学大学院連合農学研究科・²佐賀大学農学部

要旨(Abstract) :

気象庁のHPより入手可能な各種気象オープンデータを説明変数とした、機械学習による線形回帰型の ε 予測を実施した。その結果、 ε の予測値は連続降雨時を除き、測定値と同様の变化傾向を示すこと、気象オープンデータに基づく ε の予測精度は、現地気象データのそれと同程度であることが明らかとなった。

キーワード：機械学習，オープンデータ，線形回帰，干拓地

Key words: Machine learning, Open data, Linear regression, Reclaimed land

1. はじめに

近年、機械学習を利用した土壌水分予測が試みられている。土壌水分予測のための説明変数となる気象データは、予測対象現場に観測機器を設置して収集するのが通例である。我が国には、約840か所の気象庁観測所が設けられており¹⁾、気象データを無料で入手できる基盤が整っている。このフリーの気象データを有効活用することで、予測に要する費用・労力の大幅削減が期待される。本研究では、気象オープンデータに基づく土壌水分予測を試みるとともに、同法による予測結果を現地観測気象データに基づくそれと比較することにより、有効性を明らかにした。

2. 方法

長崎県農林技術開発センター・干拓営農研究室の試験圃場を調査・研究サイトとした。同圃場内の畑地の-5 cm, -15 cm, -25 cm, -50 cmに埋設したTDR-315センサー(Acclima)をCR216Xデータロガー(Campbell Sci.)に接続し、見かけの誘電率(ε)、地温、バルクECを1時間間隔で計測した。長崎県内および試験圃場から半径50 km以内の計28地点の気象観測所における1時間ごとの降水量(R)、気温(T)、相対湿度(RH)、風速(W)、日照時間(S)、現地気圧(P_{atm})を入手した(Fig.1)。同一圃場における先行研究²⁾を踏まえ、2018年8月15日~2020年12月31日のデータをモデル

構築のための学習用データ、2021年1月1日~2023年2月17日のデータを検証用データとそれぞれ定めた。

機械学習に基づく表層土中の ε 予測モデルを構築した。予測実施時刻を起点($K = 0$)として、6時間後の-5 cmにおける ε を目的変数、28地点の気象観測所における $K(= 0, 2, 5, 11, 17, 23, 35, 47, 71, 95, 119)$ 時間前までの $R, T, RH, W, S, I, P_{atm}$ およびDOYをそれぞれ説明変数と定め、計11種の線形回帰による ε 予測モデルを構築した(以後全地点モデルと称す)。また、 ε との相関が高い上位10地点の気象データを説明変数とした ε 予測モデル(以後、10地点モデルと称す)を構築した。それらを試験圃場の気象データに基づく ε 予測モデル(以後、現地モデルと称す)³⁾と比較した。検証用データの R^2 およびRMSEに基づき予測精度を評価した。



Fig.1 気象観測所の分布

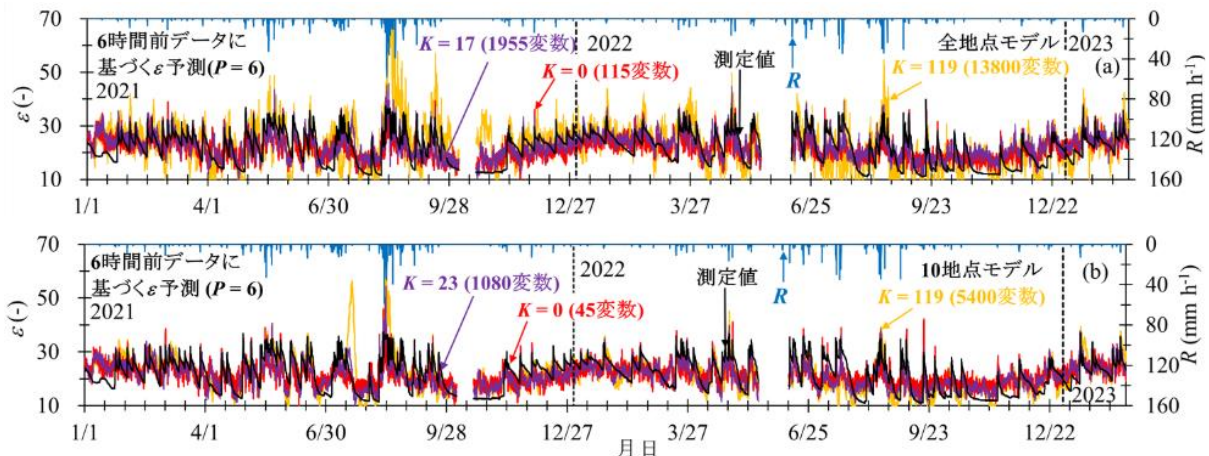


Fig.2(a)全地点モデルと(b)10 地点モデルに基づき予測した ε と、 ε の測定値、降水量(R)の経時変化

3. 結果と考察

気象オープンデータに基づき予測した ε の予測値は、降雨と連動した変化を示した。計 28 地点の気象観測所のデータを説明変数とした全地点モデルにおいて、 $K = 0$ 、すなわち、予測実施時刻の気象データに基づき予測した ε は、降雨時に上昇し、無降雨時に低下した(Fig.2(a))。また、連続した降雨が認められた 2021 年 8 月に着目すると、降雨時に予測値は、測定値を大きく上回った(Fig.2(a))。予測値が測定値を上回る事象は、 R が比較的大きいときに認められた事象であり、線形回帰モデルに基づく予測の問題点である³⁾。しかし、連続降雨時を除くと予測値は、測定値と連動した変化を示した。これら予測値の変化傾向は、全 K 条件に共通した(Fig.2(a))。

説明変数に組み込む気象データを削減して予測した ε の予測精度は、削減前のそれと同等であった。気象観測地点を削減した 10 地点モデルにおいて、 ε の予測値は、全地点モデルのそれと同様に降雨と連動した変化を示した。また全地点モデルと 10 地点モデルにおいて、 ε の測定値に対する予測値の RMSE の最小値は、それぞれ 4.60 と 4.48、 R^2 の最大値は 0.42 と 0.46 と同程度であった(Fig.3)。このことは、説明変数に供するデータを削減しても、削減前と同等の予測性能を発揮することを示唆する。

気象オープンデータに基づく ε の予測精度は、現地気象データに基づくそれと同程度であった。

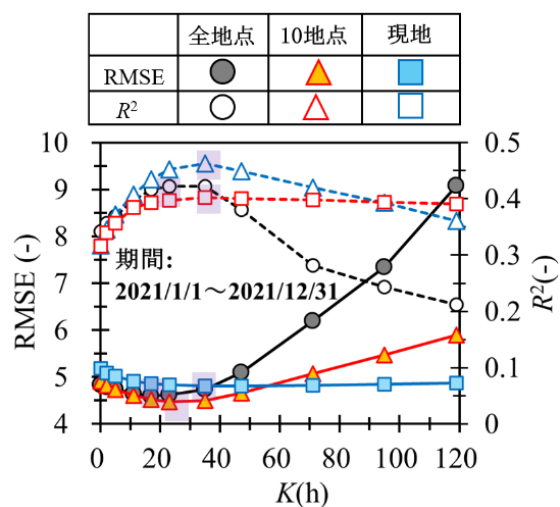


Fig.3 K と RMSE, K と R^2 の関係

10 地点モデルに基づく ε の予測値は、現地モデルのそれと同様に連続降雨時を除き、測定値と連動した変化を示した(図は割愛)。また、現地モデルにおいて、 ε の測定値に対する予測値の RMSE の最小値は 4.81、 R^2 の最大値は 0.40 であり、10 地点モデルのそれらと比較して同程度であった。

5. おわりに

気象オープンデータに基づく ε の予測値は、現地モデルのそれと同様に降雨と概ね連動した変化を示した。今後は、予測モデルの改良による予測精度の向上と、-5 cm 以下の ε 測定データを対象とした予測に取り組む予定である。参考文献:1)気象庁 HP. Available at <https://www.jma.go.jp/jma/kishou/known/amedas/kaiu.html>(2024/8/9), 2) 平嶋ら(2020): 農業農村工学会論文集, 88(1): I_21-I_28., 3) 升田ら(2022)土壌物理学会大会講演要旨集 p44-45