J. Jpn. Soc. Soil Phys.
土壌の物理性
No. 161, p.19～26 (2025)

若手特集
論　文
Original Paper

機械学習を利用した粘質土中の見かけの誘電率の予測

升田直希 [1]・宮本英揮 [2]

Machine learning approach for predicting apparent permittivity in clayey soil

Naoki MASUDA[1] and Hideki MIYAMOTO[2]

Abstract: To clarify the effectiveness of machine learning approaches such as linear and random forest (RF) regressions in predicting apparent permittivity (ε) in clayey soils, we obtained long-term ε and meteorological datasets from a reclaimed agricultural field and constructed prediction models of the ε at 6, 12, 24 and 48 h using these approaches. The predicted ε values from the linear regression model were generally consistent with the observed data, except during rainfall events. Although datasets for at least the last 72 h must be included as explanatory variables in such models, we confirm that the RF regression model could provide more accurate forecasts at the specified times than linear regression. A machine learning approach with RF regression would facilitate the autonomous prediction of ε values in clayey soils exhibiting structural changes based on the availability of long-term ε and meteorological datasets at the locations.
Key Words : apparent permittivity, machine learning, linear regression, random forest regression, clayey soil

1. はじめに

有明海沿岸低平地には，粘土分を多量に含む粘質土が堆積した干拓農地が広がっている．干天日が続くと，作物生育に支障をきたす水準に表層土のマトリックポテンシャルが達する恐れがある（平嶋ら, 2020; 平嶋・宮本, 2021）．天気予報や時間分解能を細密化させた大気循環モデルを利用した土壌水分予測（例えば，Abd El Baki et al., 2018; Abd El Baki et al., 2020; 加藤・西村, 2015）に基づく潅水は，そうした問題を回避する手段として有望である．しかし，気象条件は時々刻々と変化するうえに，作目，管理水準，土壌の不飽和水分移動特性は圃場ごとに異なるため，圃場ごとに土壌水分予測モデルを構築して適用するには，膨大な手間と費用を要する．スマート農業技術の現場実装が求められる昨今，多点展開が容易であり，且つ現場の実務者が手軽に扱うことができる土壌水分予測技術の構築と現場実装が求められている．

粘質土中の水分を予測し，さらに更新し続けることは実務的に難しい．土壌水分予測には，数値シミュレーションが多用される．粘質土の場合，乾燥すると収縮するため，地表面近傍に亀裂が形成されたり（例えば，吉田・足立, 2001; 小林・登尾, 2022），乾燥密度の変化とともに不飽和水分移動特性が変化したりする（岡本ら, 2017）．明日や明後日といった比較的近い将来の予測を日常的に行い続けるためには，土壌構造や不飽和水分移動特性に加え，計算領域周囲の境界条件の変化を，それぞれ予測して計算に与えること，そしてそれらを日々更新し続ける必要がある．その手間や費用は膨大であるため，現場実装は非現実的である．以上のことから，土壌水分予測にかかる情報やモデル自体を自動更新できる，いわゆる，自律型の土壌水分予測技術を確立することが必要である．

近年，機械学習を活用した時系列データの解析が広範な分野に浸透しつつある．土壌水分についても，有効雨量と蒸発散量の時系列データを説明変数とした重回帰式に基づく予測（諸泉・久保田, 2014），1 日前と現在の表層土壌水分および気象データを説明変数としたサポートベクトル回帰に基づく 4 日または 7 日後の予測（Gill et al., 2007），異なる 6 種の機械学習アリゴリズムに基づく予測（Acharya et al., 2021）等の報告が認められる．数多くの回帰予測のなかでも，ランダムフォレスト回帰による土壌水分予測の予測精度が高く（Acharya et al., 2021），数値シミュレーションと遜色のない技術水準にあるとの報告もある（Carranza et al., 2021）．数値シミュレーションに対するデータ駆動型予測の利点は，不飽和水分移動特性を求めずに，限られた気象データに基づいて土壌水分を予測できる点にある（Karandish and Šimůnek., 2016）．つまり，時間とともに膨張・収縮や亀裂の形成等に起因する土壌構造の変化に対応した予測を可能とし得るものの，その点は十分に明らかになっていない．

粘質土中の水分予測に対するデータ駆動型予測の有効性を明らかにするために，本研究では，長崎県の諫早湾干拓農地における長期観測データを利用した機械学習により，最も単純な線形回帰に加え，予測精度に定評のあ

[1]The United Graduate School of Agricultural Sciences, Kagoshima University, 21-24, 1 Korimoto, Kagoshima 890-8580, Japan.
[2]Faculty of Agriculture, Saga University, 1 Honjo-machi, Saga 840-8502, Japan. Corresponding author: 宮本英揮，佐賀大学農学部
2025 年 5 月 3 日受稿　2025 年 7 月 24 日受理

るランダムフォレスト回帰を利用した 2 種の土壌水分予測モデルを構築した．そして，実測値に対する両モデルの適合性を評価し，両モデルの長短所や優劣を明らかにした．

2. 実験方法

2.1 土壌水分 · 気象観測

諫早湾中央干拓地に位置する長崎県農林技術開発センター · 干拓営農研究室内の試験圃場（長崎県諫早市）を，本研究の対象とした．この圃場の 30 cm 以浅から採取した土壌の粒度組成は，砂が 6.2 %，シルトが 45.5 %，粘土が 48.3 % であり，Heavy Clay に分類される（平嶋ら, 2020）．

2018 年 5 月 22 日（DOY142）に，地表面を基準高とした −5 cm，−15 cm，−25 cm，−45 cm，−70 cm の計 5 ヶ所に，TDR-315L センサ（Acclima）を水平に埋設した．これらのセンサを CR216X データロガー（Campbell Scientific）に接続し，見かけの誘電率（ε），地温（T_s），バルク EC（σ_b） の計 3 項目を 1 時間間隔で測定した．また，この圃場を管理する長崎県より，同一圃場において 1 時間間隔で測定した気温（T），相対湿度（RH），風速（WS），日射量（I），降水量（R）等の気象データ一式の提供を受けた．なお，TDT センサによる土壌水分 · EC 測定を行った平嶋ら（2020）の報告と同様に，センサ埋設後に干天日が続くと，その前後における降雨に対する ε の応答に差異が生じたため，センサ埋設後に連続干天日数が 37 日を記録した 2018 年 8 月 15 日（DOY227）以降のデータを本研究に利用することとした．

2.2 実効雨量（D）の推定

後述する 2 種の ε 予測モデルに組込む説明変数の 1 つとして，土砂災害予測に多用される実効雨量（D）を導入することとした．R を説明変数とせず，D を導入した理由は，事前に行った R を説明変数とした予測において，降雨後の土壌水分の減少過程の再現性が低かったためである．時刻 t における $D(t)$ は，次式で表される（鈴木 · 小橋, 1981）．

$$D(t) = D(t-1)e^{\alpha} + R(t)e^{\alpha/2} \tag{1}$$

ここで，$R(t)$ は任意の時刻 t における降水量（mm h^{-1}），$D(t-1)$ は 1 時間前の実効雨量（mm h^{-1}），α は土地固有の減少係数である．半減期 M は α の関数として，

$$M = (\ln 0.5)/\alpha \tag{2}$$

と表される．地形や地質構造によって異なる M は，三段タンクモデルによる流出解析や流出高から算定されるが（例えば，栗原 · 山越, 2005; 恩田ら, 2006），測定手法の都合上，それらの報告に倣って算出することができない．ゆえに，本研究では，ε の実測値に基づく α の推定を以下の順序で試行的に行うこととした（Fig. 1）．すなわち，α の初期値を −1，t 時における降水量を $R(t)$，測定開始時刻 $t = 0$ における $D(t)$ を 0 とし，降水量 $R(t)$ の時系列データを $D(t)$ の時系列データに変換した（Fig. 1）．そして ε を目的変数，同一時刻の D，T，RH，WS，I の計 5 項目を説明変数とそれぞれ定め，次の重回帰式における $a_1 \sim a_5$ および b を最適化した．

$$\varepsilon = a_1 D + a_2 T + a_3 RH + a_4 WS + a_5 I + b \tag{3}$$

その式（3）に，説明変数となる 5 項目の測定データを代入して ε を推定し，それと実測値との残差平方和が最小となるまで α の更新と一連の計算を反復した．一定値に収斂した α を，センサ埋設部周辺土壌の減少係数と便宜的にみなし，D の時系列データを確定した．このようにして求めた α には物理的な意味はなく，後述する ε 予測モデルを構成する説明変数の 1 つとなる D を規定するパラメータとして，本研究では位置付けることとした．

2.3 線形回帰およびランダムフォレスト回帰による ε 予測

時間とともに構造が変化する土壌に通用する自律的な土壌水分予測モデルの構築を目指す本研究では，土壌構造の変化が生じやすい表層に最も近い −5 cm の ε を目的変数とし，試行的に予測モデルを構築することとした．そして，D，T，RH，WS，I に，DOY（Day of Year）を加えた計 6 項目を説明変数と定めた．DOY を導入した理由は，年単位の周期的変動を繰り返す効果を表すのに適した説明変数として，土壌水分予測に導入された事例（例えば，Karandish and Šimůnek, 2016）を通して，それ

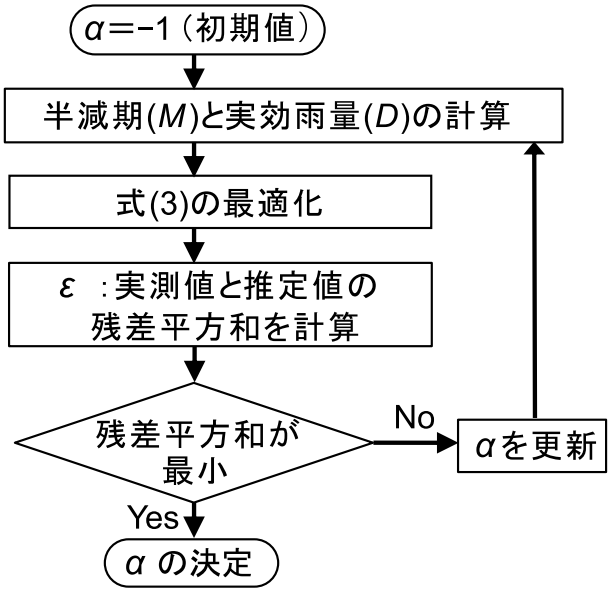


Fig. 1 実効雨量（D）のパラメータ α の決定手順.
Determination procedure for the parameter α in the antecedent precipitation index (D).

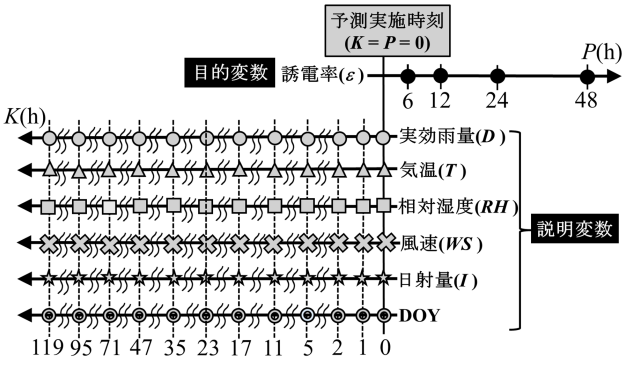


Fig. 2　説明変数と目的変数.
Explanatory and objective variables.

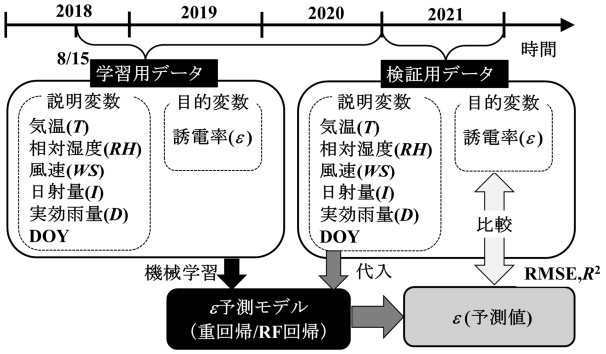


Fig. 3　ε 予測の概略.
Schematic illustration of the prediction of ε value.

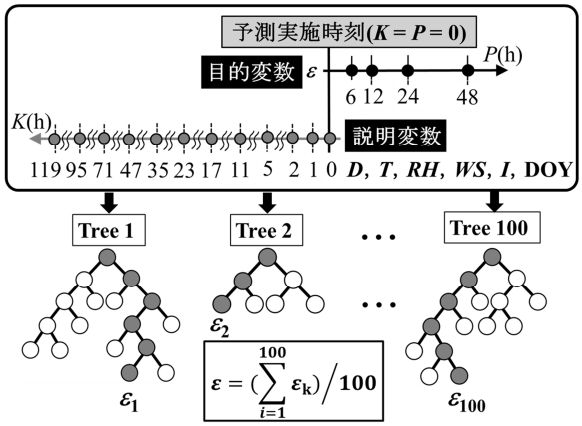


Fig. 4　ランダムフォレスト（RF）回帰による ε 予測の概略.
Schematic illustration of the prediction of ε value using random forest (RF) regression.

を導入する有用性が認められるからである．以上の目的変数および説明変数から成るデータセットを 2 つに分割し，2020 年 12 月 31 日以前の約 2 年 4 ヶ月分を ε 予測モデル構築のための学習用データ，2021 年 1 月 1 日以降の 1 年分を構築した予測モデルの精度評価のための検証用データとそれぞれ定めた．

説明変数と目的変数の全組合せ条件において，ε 予測モデルを構築した．予測実施時刻を時間軸の原点とし，その時刻から過去への時間軸を K，未来への時間軸を P と定めた（Fig. 2）．予測対象となる P 時間後の ε を目的変数，K 時間前までの D，T，RH，WS，I，DOY の 6 種のデータセットを説明変数とそれぞれ定め，$P = 6$，12，24，48 h の各 P に対して，$K = 0$，2，5，11，17，23，35，47，71，95，119 h の 11 条件，すなわち，最大で 720 個の説明変数から成る ε 予測モデルを構築した（Fig. 2）．

Python 用の機械学習ライブラリ「scikit-learn（https://scikit-learn.org）」を利用して，線形回帰およびランダムフォレスト回帰（以降，RF 回帰と略す）による 2 種の ε 予測モデルを構築した（Fig. 3）．その方法を，以下に順に概説する．

まず，線形回帰型の ε 予測式は，一般的な重回帰分析と同様にして求めた．約 2 年 4 ヶ月間の学習用データを利用した機械学習により，各 P において，11 種の K 条件における重回帰式を決定した（Fig. 3）．重回帰分析では，説明変数間の多重共線性を考慮する必要があるものの，自律型土壌水分予測の確立を目指す本研究では，機械学習の慣例や実務利用の利便性を鑑みてそれを考慮しない，つまり，説明変数の選抜を行わないこととした．検証用データ内の説明変数データを重回帰式に代入して ε 予測値を求め，それらを実測値と比較した．実測値に対する予測値の二乗平均平方根誤差（RMSE）および決定係数（R^2）に基づき予測精度を，また予測精度とモデルの複雑さを赤池情報量基準（AIC）（Akaike, 1974）に基づきそれぞれ評価し，ε 予測式の良否を総合的に検討した．

一方，RF 回帰は，決定木の一種である回帰木をランダムに抽出したデータセットごとに作成し，各回帰木に基づく最終分類結果の平均値を決定する手法である．学習用データから，P 時間後の目的変数（ε）と K 時間分の説明変数（D，T，RH，WS，I，DOY）のデータをランダムに抽出してデータセットとし，このうちの ε データ群を，最も効果的に 2 つに分類可能な説明変数とその閾値を分岐条件と定めてデータセットを 2 分割した．同様にして，分割した各データセット内の ε 値が 1 つになるまで分割を反復することにより，階層構造を有する回帰木を作成した．一連の回帰木作成手順を 100 反復し，計 100 本（Tree1 ～ Tree100）の回帰木を作成した（Fig. 4）．そして，各回帰木に，検証用データセットの K 時間分の説明変数を代入して得た 100 個の ε 値（$\varepsilon_1 \sim \varepsilon_{100}$）の平均値を算出した（Fig. 4）．なお，データをランダムに抽出する RF 回帰の性質上，同一学習用データを供試しても，予測を行うたびに異なる回帰木が作成されるため，得られる ε 値（$\varepsilon_1 \sim \varepsilon_{100}$）の平均値が反復するたびに変わる可能性が高い．本研究では，各条件において RF 回帰による平均値を 3 回計算し，それらの算術平均値を ε

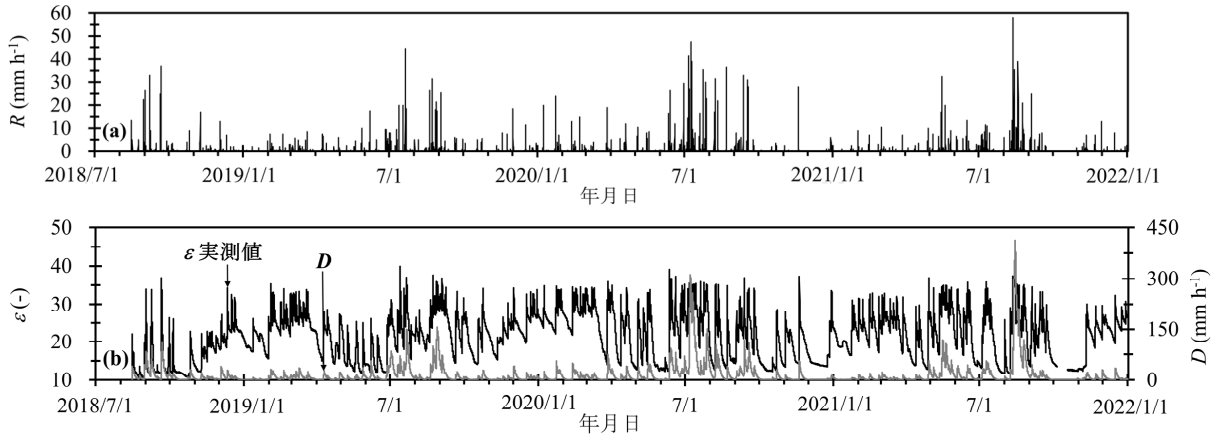


Fig. 5 （a）降水量（R）と（b）見かけの誘電率（ε）および実効雨量（D）の変化.
Variations in (a) precipitation (R) and (b) apparent permittivity (ε) and/or antecedent precipitation index (D).

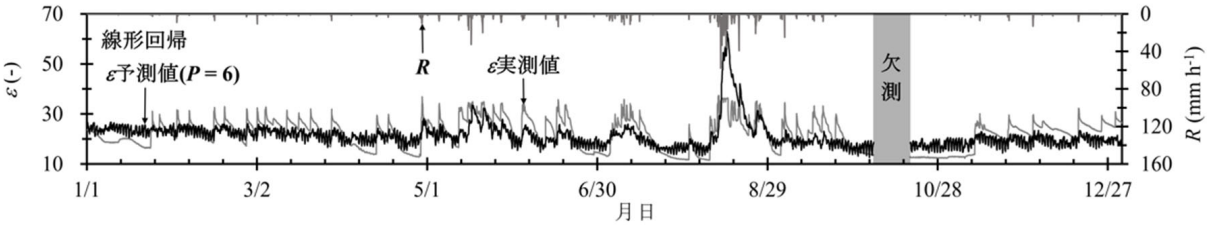


Fig. 6 降水量（R）および見かけの誘電率（ε）の実測値と，線形回帰による $P = 6$ の ε 予測値の変化.
Variations in precipitation (R), measured apparent permittivity (ε) and ε predicted by a linear regression model at $P = 6$.

予測値と定めたうえで，実測値に対する RMSE および R^2 を算出した.

3. 結果と考察

3.1 ε と実効雨量（D）の変化

−5 cm の ε は，降雨時に上昇し，無降雨時に低下した（Fig. 5（a）, Fig. 5（b））. ε の変化量は，冬季よりも夏季の方が大きく，連続干天日数が最大（44 日）となった 2021 年 9 月 23 日から同年 11 月 5 日の間に，ε は 12.3 まで急減した（Fig. 5（b））. 一方，D は，R に追随して上昇した後，時間とともに徐々に減少した（Fig. 5（b））. 式（3）の ε に適合するよう最適化された D は，ε と類似した降雨に対する応答を示した.

3.2 線形回帰式に基づく ε 予測結果

2.3 節では，予測実施時刻を起点とし，計算方法 · 手順を説明したが，各予測モデルによる ε の予測結果の特徴や良否を検討する場合，同一日時における実測値と各 P における ε 予測値を比較する必要がある. 各 P における同一日時の予測値を，予測実施時刻の P 時間前の時刻において，そこから K 時間分の過去データから予測した値と定めることにより，本節における考察を単純化する.

Fig. 6 は，検証用データと定めた 2021 年 1 月 1 日以降の ε 実測値と，$K = 0$，すなわち，説明変数が最も少ない $P = 6$ の線形回帰による ε 予測値である. 6 時間前データに基づく ε 予測値は，実測値と同様，降雨時に上昇して無降雨時に低下した（Fig. 6）. ただし，8 月中旬の予測値は，実測値を大きく超える 62.9 に上昇した点や，その期間を除いた予測値の変動が実測値のそれより小さかった点等の線形回帰特有の事象が確認された.

最良予測結果を得るためには，K の最適化が必要であった. 全ての P および K の組合せ条件において，実測値に対する線形回帰による予測値の RMSE および R^2 を計算したところ（Fig. 7），$P = 6$ では $K = 35$ における RMSE が最小（4.81）で，また R^2 が最大（0.40）であった. さらに，$P = 12$ では $K = 35$（RMSE: 4.89，R^2: 0.37），$P = 24$ では $K = 17$（RMSE: 5.03，R^2: 0.32），$P = 48$ では $K = 17$（RMSE: 5.32，R^2: 0.22）において RMSE が最小かつ R^2 が最大となり，最良の予測結果が得られる K が確定した（Fig. 7）. ここで，予測精度に加え，モデルの複雑さ，すなわち，説明変数の数をも考慮して評価される AIC は，$P = 6$ では，$K = 23$，$P = 12$ および $P = 24$ では $K = 17$，$P = 48$ では $K = 11$ の時に最小となった（Fig. 8）. 各 P におけるこれらの K は，最良の予測結果が得られた K（Fig. 7）より小さかった. ただし，Fig. 8 より，両者の K の間に生じる AIC の差異は

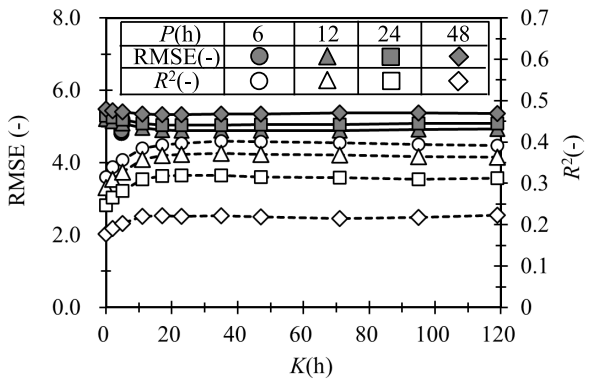


Fig. 7 線形回帰を適用した場合の K と RMSE または R^2 の関係.
RMSE and/or R^2 for different K values when applying linear regression models.

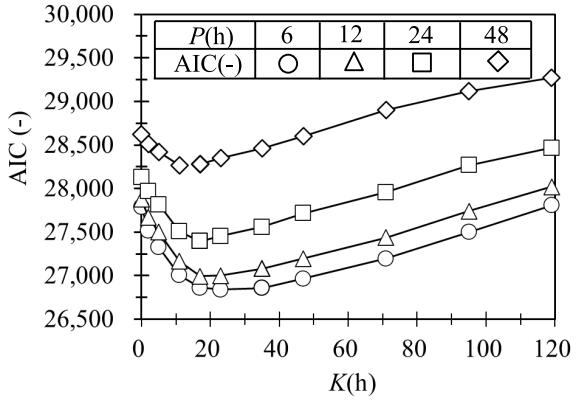


Fig. 8 線形回帰を適用した場合の K と AIC の関係.
AIC for different K values when applying linear regression models.

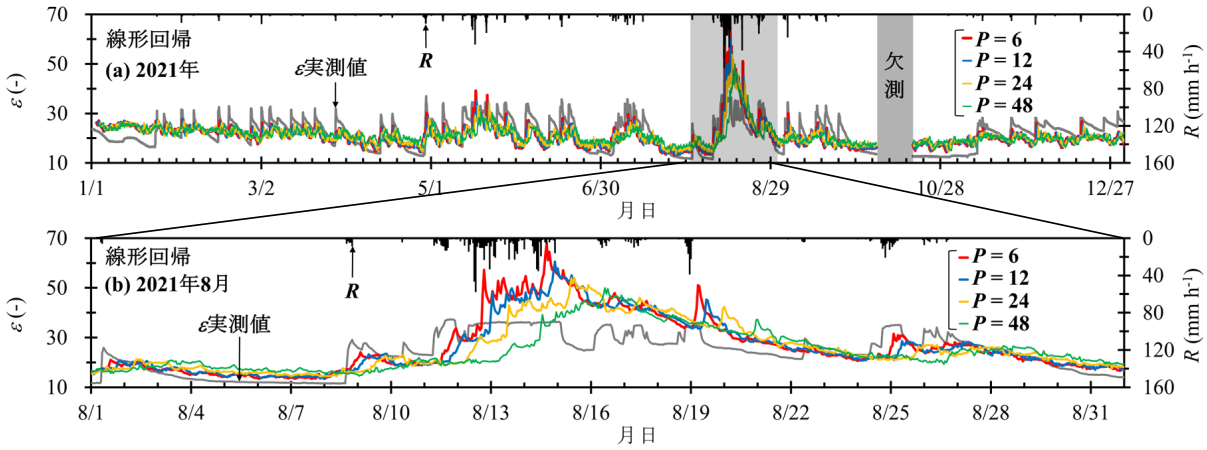


Fig. 9 （a）2021 年の見かけの誘電率（ε）の実測値およびその予測値と降水量（R）と，（b）2021 年 8 月のそれらの変化.
(a) Annual and (b) August-specific changes in apparent permittivity (ε) and precipitation (R): comparison of measured and predicted values.

小さいため，RMSE および R^2（Fig. 7）に基づく K を最良の予測結果が得られる条件として扱うのは妥当であると考える．精度を基準に選定した K においても説明変数の数は概ね適切であったといえる．K を 35 より大きくし，説明変数として与える直近データを増やしても精度の向上は認められず，いたずらに計算時間が長くなることを意味する．

線形回帰による ε 予測には，2 つの課題が認められた．1 つ目は，各 P における最良予測式による ε 予測値が，実測値と概ね類似した増減傾向を示した（Fig. 9（a））ものの，Fig. 6 に示したように，各 P における 8 月中旬の予測値が実測値を大きく超過した点である．これは連続降雨時に D が上昇し続けることに起因する，線形回帰特有の事象である．飽和体積含水率に相当する ε 値を上限値と定めることにより，この超過現象を改善することは容易である．2 つ目は，各 P の予測結果を同一日時で比較すると，降雨開始直後の ε 予測値は，P が大きいほど小さくなった点である．ε 予測値の上昇の起点となった時刻を比較すると，各 P とも実測値より約 P 時間遅延し（Fig. 9（b））, 類似した事象は全ての組合せ条件に共通して認められた（図は割愛）．P 時間先の将来を予測する本法では，予測実施時刻と予測対象時刻との間の気象データを，予測モデルに組み込むことができないため，降雨開始直後に上述のような実測値との差異が生じる．測定間隔を現行の 1 時間から 10 分に短縮することで，$0 < K < 1$ の説明変数データを予測に反映させられるため，$0 < P < 1$ の予測が可能となるだけでなく，本研究における各 P（$\geqq 1$）における上述の上昇の起点が左方に約 1 時間シフトすることで予測精度は向上する．しかし，それに伴う精度向上の効果は，P が大きいほど相対的に小さくなるため，1 日から数日先の ε 予測を目的とする場合の精度向上効果は小さいと考える．つまり，1 時間あるいは 2 時間先という直近の予測を行う場合でない限り，圃場における土壌および気象観測の時間間隔を

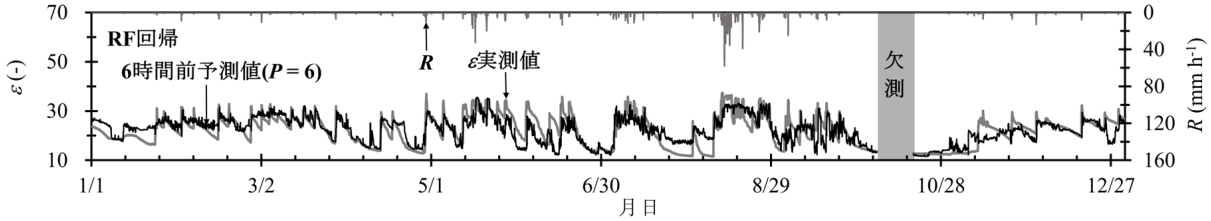


Fig. 10 降水量（R）および見かけの誘電率（ε）の実測値と，ランダムフォレスト（RF）回帰による $P = 6$ の ε 予測値の変化.
Variations in precipitation (R), measured apparent permittivity (ε) and ε predicted by a random forest (RF) regression model at $P = 6$.

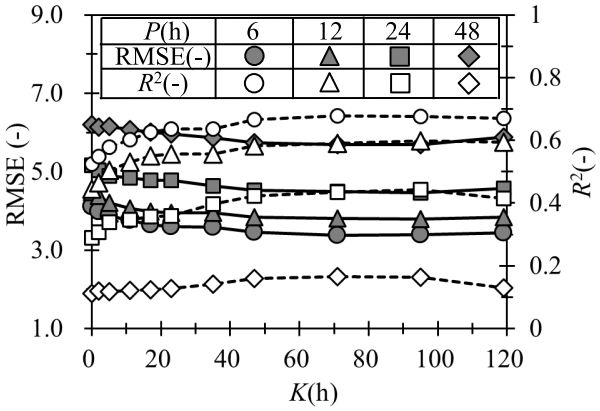


Fig. 11 RF 回帰を適用した場合の K と RMSE または R^2 の関係.
RMSE and/or R^2 for different K values when applying random forest (RF) regression models.

小さくする利点は小さいであろう.

3.3 RF 回帰に基づく ε 予測結果

RF 回帰による ε 予測には，予測実施時刻を含め，最低でも 72 時間分の説明変数データを与えた方がよいことが判明した．最も説明変数の少ない $K = 0$ の場合の 6 時間前データに基づく予測値（$P = 6$）は，実測値と概ね連動した（Fig. 10）．線形回帰の場合（Fig. 6），8 月中旬に予測値が実測値を大きく超過したものの，RF 回帰の場合（Fig. 10）にはそれが認められず，実測値に対する予測値の適合性は高くなった．P および K の全組合せ条件における予測結果の RMSE および R^2 を調べたところ（Fig. 11），RMSE が最小となる K と，R^2 が最大となる K は必ずしも一致せず，$K = 71$ または 95 のいずれかとなった．しかし，両者が一致しない場合においても，2 つの K に対する両者の差異は小さいと考え，RMSE が最小となる K を最良の予測結果が得られる条件とすると，$P = 6$ では $K = 71$（RMSE: 3.38，R^2: 0.68），$P = 12$ では $K = 95$（RMSE: 3.79，R^2: 0.60），$P = 24$ では $K = 95$（RMSE: 4.47，R^2: 0.44），$P = 48$ では $K = 71$（RMSE: 5.69, R^2: 0.16）における予測が最良のものとなった（Fig. 11）．RF 回帰による予測では，いずれの P においても最良予測が得られる K は 71 を超えたことから，線形回帰の場合（Fig. 7, Fig. 8）よりも多くの説明変数データを与える必要がある点が RF 回帰による予測の特徴であろう.

線形回帰の場合（Fig. 9（a））と比べ，RF 回帰による ε 予測値は実測値と比較的よく一致した（Fig. 12（a））．同一時刻で降雨直後の各 P の予測値を比較すると，線形回帰の場合（Fig. 9（b））と同様に，実測値とのずれが認められた（Fig. 12（b））．前節で論じたように，予測対象時刻の直前の説明変数データを予測に反映できない仕組みである以上，このずれは RF 回帰においても不可避である．一方，降雨が続いた 8 月の予測値に着眼すると（Fig. 12（b）），線形回帰の予測値には実測値を超過する傾向が認められたものの（Fig. 9（b）），RF 回帰の場合にはいずれの P においても認められず，より実測値に近い予測値が得られた．回帰木は，学習用データに実際に認められた範囲内の数値が出力されるため，検証用データの統計学的特徴が学習用データのそれと乖離しない限り，回帰木に基づく予測値も過去に起きた事象の範囲内に落ち着くことになる．8 月の連続降雨期間の予測値が現実的な水準であったのは，このような RF 回帰の特徴によるところが大きく，質の高い長期観測データを入手できる場合に発揮される RF 回帰の強みといえよう.

一方，本研究に適用した線形回帰や RF 回帰等にも，弱点はある．最大の弱点は，目的変数となるデータを入手した場所にしか通用せず，他の地点へ適用しても適合しないこと，つまり，予測モデルの汎用性が低いことにある．しかし，データが限られる場合の予測において強みを発揮し（Karandish and Šimůnek, 2016），他の回帰に劣らない良好な予測結果が得られる（Acharya et al., 2021）とされる RF 回帰は，土壌構造が変化し得る粘質土の土壌水分予測モデルとして有望であることは，先述の結果からも明らかである．他の弱点として，説明変数が膨大である点が挙げられる．本研究のように予測対象地点が少ない場合は，各説明変数が RF 回帰による予測値に及ぼす効果を定量的に示す SHAP（Shapley Additive Explanations）を算出して比較すること（例えば，Ren et al., 2023; Zha et al., 2025）で，説明変数を絞ることは可能である．しかし，$P = 6$ において最良の予測結果が得

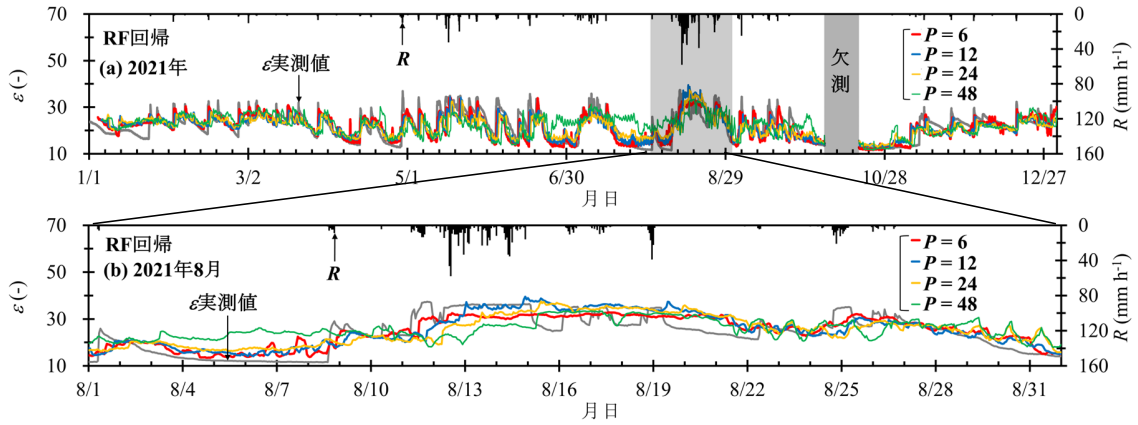


Fig. 12 （a）2021 年の見かけの誘電率（ε）の実測値およびその予測値と降水量（R）と，（b）2021 年 8 月のそれらの変化.
(a) Annual and (b) August-specific changes in apparent permittivity (ε) and precipitation (R): comparison of measured and predicted values.

られた $K = 71$ を例に挙げると，最大で説明変数が 432 個にも達する変数の序列化や選別に要する手間と，その対価として得られる精度向上とを比較すると，最低でもセンサの誤差レンジを大きく超える精度向上が認められない限り，そこに注力する実務上の利点は認められない．

近年，急速にセンサネットワーク技術が発展し，多地点の計測と機械学習による計測と予測の時代が到来しつつある．今後は実務的見地から，精度と実用性を適度に兼ね備えた多地点の土壌水分予測技術の構築が求められると考える．

4. おわりに

本研究では，機械学習を利用した粘質土中の土壌水分予測の有効性を明らかにするために，干拓農地における長期観測データに基づき，線形回帰とランダムフォレスト回帰（RF 回帰）による 2 種類の ε 予測モデルを構築した．そして，土壌構造の変化を伴う粘質土中の ε 予測手法としての有効性や，両者の優劣を実測値と比較して検証した．

P（$= 6$，12，24，48）時間前のデータに基づく 2 種類のモデルに基づく ε 予測値を同一時刻で実測値と比較すると，P が大きいほど降雨直後の ε が小さく，実測値とのずれが大きかった．しかし，その点を除けば，いずれの P においても，実測値と概ね連動した ε 予測値が得られた．ただし，線形回帰の場合と比べ，より多くの説明変数データを予測モデルに与える必要がある RF 回帰の ε 予測精度が高く，両者の差異は連続降雨時に顕著に認められた．ゆえに，本研究の対象とする粘質土の土壌水分予測においては，RF 回帰を適用した方が良好な予測結果が得られると判断した．

今後は，著者らが開発中の土壌水分センサネットワーク（宮本ら, 2021）を広域分散展開し，土性 · 地形 · 植生 · 気候等の異なる圃場において土壌水分データを収集しつつ，センサネットワークや気象オープンデータを活用して，多地点 · 多深度の土壌水分予測を試み，土壌水分の時空間変動についてさらなる検討を行う．そして，時間とともに構造が変化し得る粘質土に通用する自律的な土壌水分予測技術，すなわち，リアルタイムで各種パラメータや予測モデルを更新できる仕組みを，上述のセンサネットワークに実装する予定である．

謝辞

本研究は，長崎県農林技術開発センター · 干拓営農研究室と，佐賀大学農学部の平嶋雄太氏の支援を得て実施した．ここに記して謝意を表す．なお，本論文は，博士号を取得する際に，筆頭著者によって提出する学位論文の一部であり，すべての著者はそれに同意していることを，ここに明記する．

引用文献

Abd El Baki, H.M., Fujimaki, H., Tokumoto, I. and Saito, T. (2018): A new scheme to optimize irrigation depth using a numerical model of crop response to irrigation and quantitative weather forecasts. Computers and Electronics in Agriculture, 150: 387–393.

Abd El Baki, H.M., Raoof, M. and Fujimaki, H. (2020): Determining irrigation depths for soybean using a simulation model of water flow and plant growth and weather forecasts. Agronomy, 10(3). Available at https://www.mdpi.com/2073-4395/10/3/369. (accessed 2025-5-2)

Acharya, U., Daigh, A.L.M. and Oduor, P.G. (2021): Machine learning for predicting field soil moisture using soil, crop and nearby weather station data in the red river valley of

the north. Soil Systems, 5(4). Available at https://doi.org/10.3390/soilsystems5040057. (accessed 2025-5-2)

Akaike, H. (1974): A new look at the statistical model identification. IEEE Transactions on Automatic Control, 19(6): 716–723.

Carranza, C., Nolet, C., Pezij, M. and van der Ploeg, M. (2021): Root zone soil moisture estimation with Random Forest. Journal of Hydrology, 593: 1–14.

Gill, M.K., Asefa, T., Kemblowski, M.W. and McKee, M. (2007): Soil moisture prediction using support vector machines. Journal of the American Water Resources Association, 42(4): 1033–1046.

平嶋雄太, 宮本英揮, 弓削こずえ (2020): 時間領域透過法（TDT）センサを活用した干拓農地の土壌水分および塩分の観測. 農業農村工学会論文集, 88(1): I_21–I_28.

平嶋雄太, 宮本英揮 (2021): プラスチックフィルム被覆下の干拓地土壌の水分・塩分測定に対する時間領域透過法の適用. 植物環境工学, 33(3): 106–112.

Karandish, F. and Šimůnek, J. (2016): A comparison of numerical and machine-learning modeling of soil water content with limited input data. Journal of Hydrology, 543: 892–909.

加藤千尋, 西村 拓 (2015): 農地土壌水分状態予測に向けた GCM 予測値の時間ダウンスケーリング手法の検討. 農業農村工学会論文集, 83(1): 11–19.

栗原淳一, 山越隆雄 (2005): 流出特性に基づいた土石流発生予測のための実効雨量に関する研究. 土木研究所成果報告書, 629–634.

小林大樹, 登尾浩助 (2022): デジタル画像相関（DIC）法を用いた土壌の乾燥亀裂幅の成長メカニズムに関する解析. 農業農村工学会論文集, 90(1): I_37–I_43.

宮本英揮, 中村真也, 平嶋雄太, 大山正巳, 大北昭二 (2021): フィールド計測と環境制御のための統合型 IoT プラットフォームの開発. 土壌の物理性, 148: 39–43.

諸泉利嗣, 久保田周作 (2014): 時系列重回帰モデルによる土壌水分量の推定. 農業農村工学会論文集, 82(1): 47–52.

岡本 健, 酒井一人, 中村渠将, 後藤慎吉 (2017): サトウキビ畑における土壌物理性および地下浸透量の推定に土壌サンプリング時期の違いが及ぼす影響. 雨水資源化システム学会誌, 23(1): 43–50.

恩田裕一, 辻村真貴, 田中高志, 笹木浩二, 水山高久, 内田太郎, 田井中治, 田中秀夫 (2006): 降雨流出特性を用いた土石流警戒避難基準の策定法の検討. 砂防学会誌, 58(5): 13–17.

Ren, Y., Ling, F. and Wang, Y. (2023): Research on provincial-level soil moisture prediction based on extreme gradient boosting model. Agriculture, 13(5). Available at https://doi.org/10.3390/agriculture13050927. (accessed 2025-5-2)

鈴木雅一, 小橋澄治 (1981): がけ崩れ発生と降雨の関係について. 砂防学会誌, 34(2): 16–26.

吉田修一郎, 足立一日出 (2001): 数値モデルによる水稲条間の線状亀裂形成機構の解析. 農業土木学会論文集, 216: 747–759.

Zha, X., Jia, S., Han, Y., Zhu, W. and Lv, A. (2025): Enhancing soil moisture prediction in drought-prone agricultural regions using remote sensing and machine learning approaches. Remote Sensing, 17(2). Available at https://doi.org/10.3390/rs17020181. (accessed 2025-5-2)

This article is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

要　　旨

機械学習を活用した粘質土中の見かけの誘電率（ε）予測の有効性を明らかにするために，干拓農地において収集した土壌および気象の長期観測データをもとに，線形回帰およびランダムフォレスト回帰（RF 回帰）による 6，12，24，48 時間後の ε 予測モデルを構築した．線型回帰を適用した場合，概ね実測値と連動する ε の予測値が得られたものの，降雨時には実測値を大きく超過した予測値が得られた．一方，RF 回帰を適用した場合，最低でも予測実施時刻直前の 72 時間分のデータセットを説明変数として予測モデルに組み込む必要があるものの，線型回帰の場合よりも正確に指定日時の ε を予測することができた．予測対象地点の土壌・気象の長期観測データを利用できる場合，粘質土を含む構造変化を伴う土壌に対する自律的水分予測手段として，RF 回帰を利用した機械学習は有用であると考える．

キーワード：見かけの誘電率，機械学習，線形回帰，ランダムフォレスト回帰，粘質土