

地温データを利用した飽和土中の水分フラックスの推定 Estimation of Water Flux in Saturated Soil Based on Temperature Measurements

○藏座隆寛*・白濱智子**・宮本英揮**

ZOUZA Takahiro*, SHIRAHAMA Tomoko** and MIYAMOTO Hideki**

1. はじめに

土中の水分フラックス(q)を測るためには、動水勾配と透水係数のデータを得る必要がある。しかし、土中水圧力の測定範囲は低サクション領域に限られること、また不飽和透水係数を別途測定しなければならないことから、簡便な q 推定法の確立を求める声が根強い。一方、近年の人工知能技術の発展は目覚ましく、ビッグデータに基づく未来予測が可能になりつつある。本研究では、地温に基づく q 推定法の検討事例¹⁾を参考にして、測定が容易な地温プロファイルデータをコンピュータに学習させることにより、直近の地温データから q の推定を試みることにした。

2. 実験方法

側面を断熱材で覆った内径 5 cm、高さ 15 cm のアクリル円筒カラムの高さ 0(地表面)、-2、-4、-6、-9、-11、-12.3 cm に、地温(T)測定用の熱電対を固定した後、カラム内部に真砂土を充填した(Fig.1)。マリョット管を用いてカラム下端から水道水を毛管飽和させた後、空気侵入口を地表面と同一の高さに設定した。地表面に投光器を用いて照明を、また送風機を用いて送風を可能とし、9 時から 17 時まで 4 種のいずれかの実験条件 (Table1)のもと、地表面に照明または送風を行った。17 時から翌朝の 9 時までには、両者を与えないこととした。この蒸発過程において、 T とマリョット管内の水位を 1 時間間隔で計 10 日間測定し続け、計 4 種の実験条件下における T 、照明(I)および送風(Ws)の有無(有り:1, 無し:0)、 q 等を学習用データと定めた。目的変数を P 時間後(本研究では $P = 0$)の q 、そして現在を起点(ゼロ)とした K 時間前までの T (7 深度)または 2 点間の地温差 ΔT (計 6 種)、 I および Ws の有無等を説明変数とした教師あり機械学習により、 $K = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 10, 12$ において P 時間後の q の推定式を求めた。推定結果の有効性を検討するために、上述の 4 条件を規則的に組み合わせた計 16 日間の検証実験を行い、得られた実測値に対する推定値の適合性を、決定係数(R^2)および RMSE に基づき総合的に評価した。

3. 結果と考察

0 cm の T と土中の q は、照明・送風条件によって異なる変動パターンを示した。①と③の条件では、照明を点灯した 9 時から 17 時に地表面の T が高く、逆に夜間は低下した(Fig.2)。照明を与えない②と④の条件では、 T の日変化は小さかった。送風の効果は、照明を与える条件

*佐賀大学大学院農学研究科, Graduate School of Agricultural Science, Saga University, **佐賀大学農学部, Faculty of Agriculture, Saga University

キーワード: 機械学習, 水分フラックス, 地温

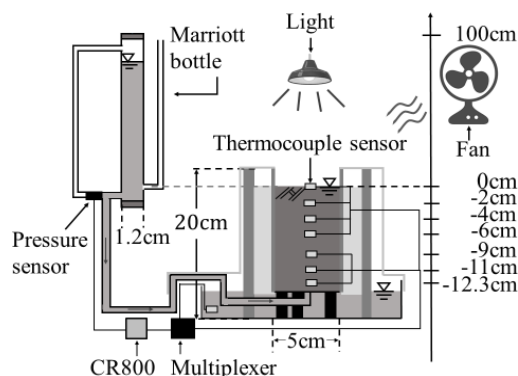


Fig.1 実験装置の概略図.
Schematic diagram of the experimental setup.

Table 1 測定条件の一覧.
Experimental conditions.

条件	照明	送風
①	有り	有り
②	無し	無し
③	有り	無し
④	無し	有り

では T の上昇の抑制効果として、また照明を与えない条件では T の低下としてそれぞれ顕在化した。一方、照明・送風を与えない17時以降では、各条件の q の差異は小さかった(Fig.3)。しかし、9時から17時までの q に着目すると、照明を与えた①と③の q が高いことや、送風によって q が大きくなること等が確認された。

機械学習による推定式に基づく q 値には、説明変数の組合せによる精度の差異が認められた。推定値と実測値を比較すると、(1) T または ΔT のみを説明変数として与えた場合よりも、それらに I および Ws を含めて説明変数とした場合の精度が高いこと(図は割愛)、(2)3変数の組合せに T と ΔT のいずれか一方を与えても精度の差異は小さいこと(図は割愛)、(3) $K = 2$ の条件で $R^2(= 0.9278)$ が最高であったこと(図は割愛)、(4) K が大きいほど q の推定値は実測値と乖離したこと(Fig.4)等が判明した。

4. おわりに

本研究では、地温プロファイル、照明や送風の有無等を説明変数として、機械学習により求めた q 推定式に基づき比較的良好な精度で q を推定できた。ただし、教師データとなる q を一定期間測定しなければならないため、より簡便な予測式の構築法の検討が今後の課題である。参考文献:1)Clutter, M. and T. P.A. Ferré(2018): *Vadose Zone Journal*, 17(1), 181-188.

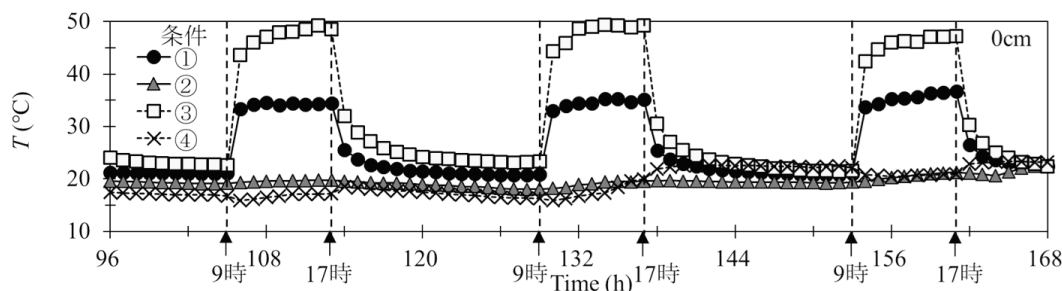


Fig.2 地表面(0 cm)における温度(T)の変化.
Changes in temperature(T) at ground surface(0 cm).

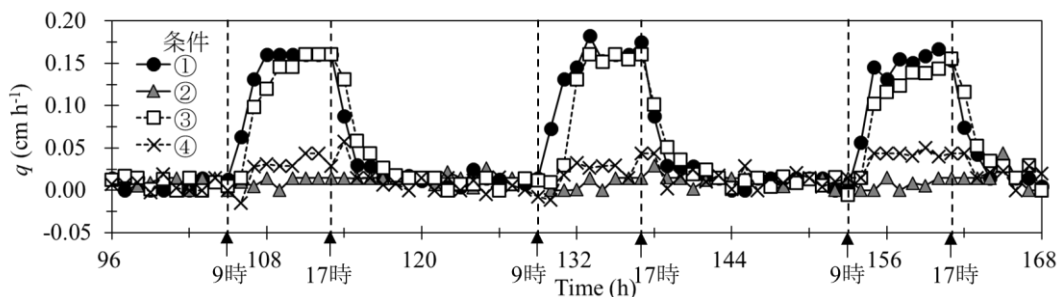


Fig.3 測定された水分フラックス(q)の変化.
Changes in water flux(q) measured.

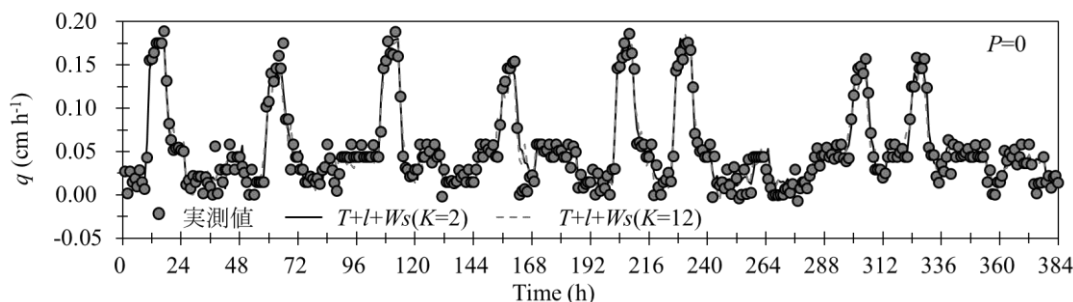


Fig.4 $K = 2$ および 12 のとき水分フラックス(q)の推定値の変化.
Changes in estimates of water flux(q) for $K = 2$ and 12 .