

## 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<sup>1)</sup>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  $\Delta T$ (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

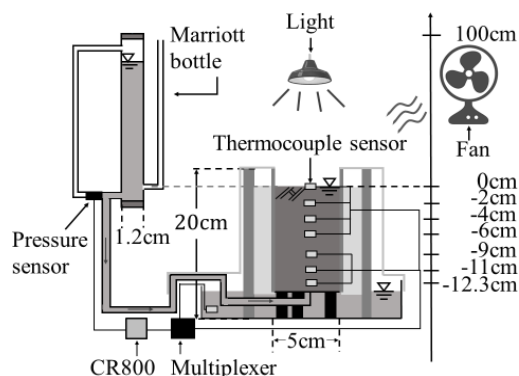


Fig.1 実験装置の概略図.  
Schematic diagram of the experimental setup.

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  $\Delta T$  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  $\Delta T$  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.

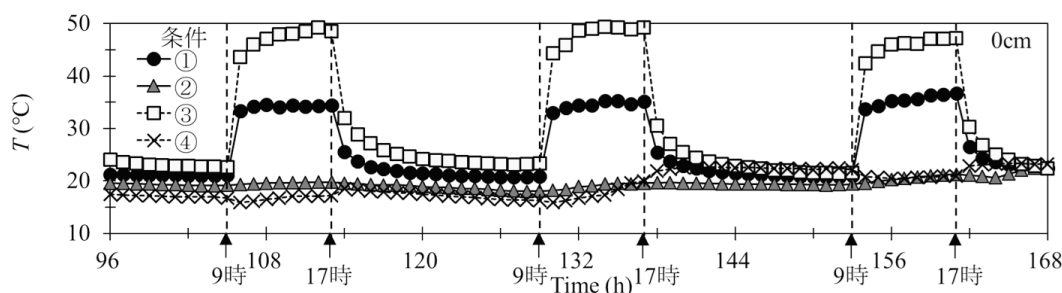


Fig.2 地表面(0 cm)における温度( $T$ )の変化.  
Changes in temperature( $T$ ) at ground surface(0 cm).

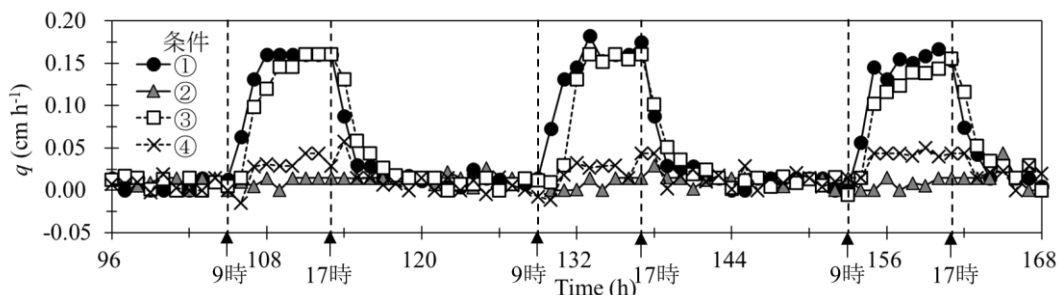


Fig.3 測定された水分フラックス( $q$ )の変化.  
Changes in water flux( $q$ ) measured.

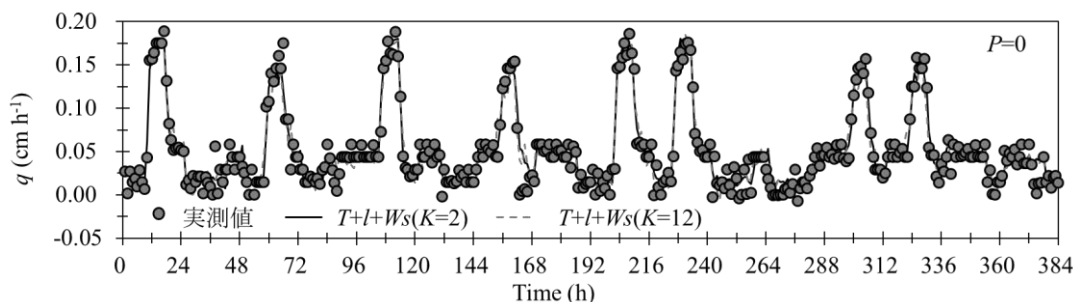


Fig.4  $K = 2$  および  $12$  のとき水分フラックス( $q$ )の推定値の変化.  
Changes in estimates of water flux( $q$ ) for  $K = 2$  and  $12$ .