

日本全国を対象にした3次メッシュ土壤水分特性値の推定のための基礎的検討

長岡工業高等専門学校 ○正会員 込山 晃市, 学生会員 藤田 祐樹, 正会員 山本 隆広
長岡技術科学大学 学生会員 小椋 崇弘, 正会員 陸 旻皎

1. はじめに

流出解析を行う上で土壤水分特性値を把握することは重要である。例えば, Yao et. al.¹⁾は地理情報に基づくグリッドベースの新安江モデルを開発し, 毛管力によって土壤に保持される土壤水分容量と重力水容量を推定するために飽和体積含水率, 圃場容水量, 永久しおれ点を用いている。それらの土壤水分特性値は例えば Anderson et al.²⁾によって土性区分から推定されるが, 国内の流出解析ができるような詳細な水平解像度の土性区分情報は存在しない。一方で, 農業・食料産業技術総合研究機構(以後, 農研機構と言う)の日本土壤インベントリーにおいて, 我が国の作土層の土壤水分特性値がデータベースとして整理されている。^{3),4)}

本研究ではこのデータベースと国土数値情報のいくつかのデータを用いて深層学習を行い, 日本全域の土壤水分特性値を推定するための基礎的な検討を行った。

2. 使用データ

農研機構の日本土壤インベントリーにおいて, 我が国の田畑の表面部分にあたる作土層の土壤水分特性値がデータベースとして整理されている。土壤水分特性値として pF0.0, pF1.5, pF2.7, pF4.2 に相当する体積含水率, 飽和透水係数 (m/s) がある。これらのデータは農林水産省の土壤環境基礎調査事業の定点調査によって得られたものが用いられており, 定点データには未熟土大群, 有機質土大群, 多腐植質な黒ボク土大群, 腐植質な黒ボク土大群, 有機物含量が低い黒ボク土大群, 粘土含量が多い低地土大群, 粘土含量が中程度の低地土大群, 粘土含量が低い低地土大群, 粘土含量が多いその他の土壤大群, 粘土含量が多くないその他の土壤大群の 10 種類の土壤のいずれかが付与されている。本研究では土壤面積の最頻値となる土壤タイプにおける土壤水分特性値を適用することによって 3 次メッシュ (約 1 km 四方) のデータを作成した。作土層以外の格子の土壤水分特性値を推定するために, 国土数値情報の表層地質, 土壤, 平均標高, 平均傾斜角, 年平均気温といった情報を 3 次メッシュに割り当てた。

3. 解析手法

(1) 深層学習への入力データ項目の検討

国土数値情報の表層地質は岩石区分, 岩石の硬さ, 時代, 断層有無の組み合わせによって構成されている。同様に土壤は土壤統計群と付加記号項目の組み合わせによって構成されている。深層学習の入力値には作成した 3 次メッシュの情報を相関分析により項目ごとの相関係数を算出し, 土壤水分特性値との相関が高い傾向にあった表層地質, 土壤, 平均傾斜角, 年平均気温に加え, 都道府県情報を用いた。ここで都道府県情報を用いた理由は 2 つあり, まず土壤水分特性値は都道府県ごとに観測された複数の観測値の代表値が土壤ごとに割り当てられていることである。第二に, 俯瞰してみると都道府県境界の山岳部の多くは尾根線沿いにあることから流域界とも対応しているために都道府県情報は深層学習における有力な入力項目と考えた。推定対象データである土壤水分特性値 (pF0.0,1.5,2.7,4.2) については, 最大値と最小値にて 1 から 0 の間を取るよう正規化処理を行い, 推定結果には逆の手順での数値処理を行った。今回学習に用いたデータは 3 次メッシュで作成されたデータセットから, 農研機構及び国土数値情報どちらも土壤に関する情報を有しているデータを抽出し, そこからランダムサンプリングにより全体の 10% を抽出して検証及び推定データとし, 残り 90% を学習用データとした。

キーワード 土壤水分特性値, 深層学習

連絡先 〒940-8532 新潟県長岡市西片貝町 888 長岡工業高等専門学校 TEL0258-34-9265

(2) 深層学習モデル

学習モデルは4層の全結合層を組み合わせた深層学習モデルとし、活性化関数はReLU, Sigmoid, 出力層は二乗誤差を最小化する SquaredError とした。ただし、全結合層のニューロン数は試行錯誤的に決定し、推定データ4項目を同時に出力した。学習はミニバッチ学習法、最適化手法は Adam ($\alpha=0.5, \beta_1=0.9, \beta_2=0.999$), 重み減衰を 10^{-5} として学習パラメータの設定を行った。

4. 結果と考察

紙面の都合により、pF0.0のみの推定結果を図1に示した。今回はモデルの適合度の指標として決定係数(R^2)を用いた。それぞれの R^2 は pF0.0 で 0.655, pF1.5 で 0.487, pF2.7 で 0.384, pF4.2 で 0.502 となった。また図2の正解及び推定結果のヒストグラムをみると、体積含水率 0.5 から 0.55 の推定ができておらず、0.55 から 0.70 での推定する割合が高くなる傾向となった。推定データセットを変更しても同様の傾向がみられたため、入力項目またはモデルに原因があると考えられる。しかし、土壌インベントリーにおいて、例えば新潟県の粘土含量が中程度の低地土大群の体積含水率の観測値⁴⁾は 0.4 から 0.8 の間に散布しており、同じ土壌タイプの場合にはその中央値の 0.5705 が与えられている。同じ土壌タイプにおいてもこのような変動があることを考えれば本研究の推定結果は良好であることが示唆される。そのため、実際に推定結果を用いた流出解析により今回の結果の妥当性を検討していく必要がある。また、残る土壌水分特性値である透水係数の推定手法についても検討を行いたい。

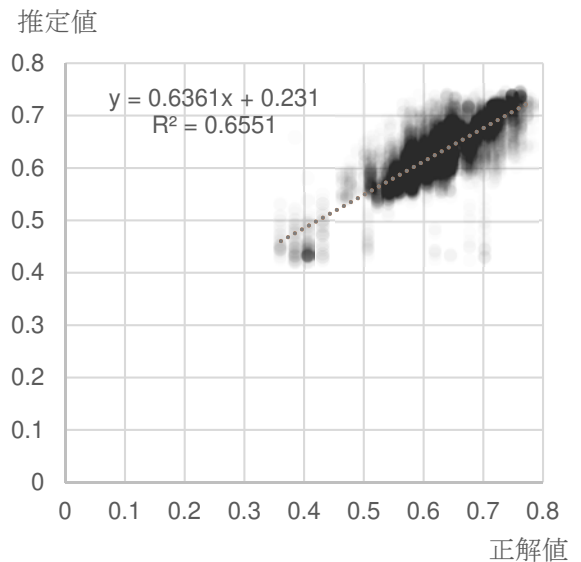


図1 pF0.0の体積含水率推定結果

参考文献

- 1) Cheng Yao et al. : A priori parameter estimates for a distributed, grid-based Xinanjiang model using geographically based information, Journal of Hydrology, Vol.468-469, pp. 47-62, 2012.
- 2) Richard M. Anderson et al. : Using SSURGO data to improve Sacramento Model a priori parameter estimates, Journal of Hydrology, Vol.320, pp. 103-116, 2006.
- 3) 農業・食料産業技術総合研究機構 日本土壌インベントリーホームページ, 閲覧日 2022/03/28.
- 4) 滝本貴弘ほか: 土壌温度・水分変動を予測するための都道府県別土壌物理環境データベースの作成, 日本土壌肥料学雑誌, Vol.88, No.4, pp.309-317, 2017.

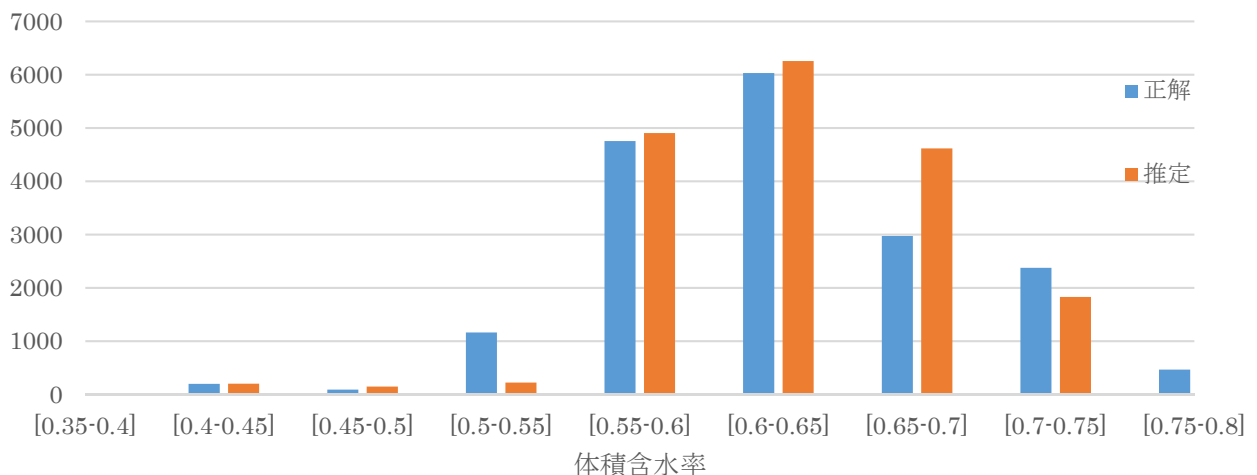


図2 pF0.0における体積含水率の正解値及び推定値のヒストグラム