

ニューラルネットワークによる土壌有機物量推定と土壌構成要素の相関推定 Neural network estimation of the organic matter amount in soils and its correlation to soil components

清広真輝¹・森也寸志¹・開田行美²

¹岡山大学大学院 環境生命科学研究科・²岡山大学 環境理工学部環境管理工学科

要旨(Abstract)

本研究では土壌有機物量の推定、土壌有機物と土壌構成要素の相関推定を深層学習で行った。Harmonized World Soil Database の土壌データを使用し、特徴量選択とニューラルネットワークモデルを作成した。アジア、ヨーロッパ、オーストラリアの高精度モデルにおいて共通の特徴量としてシルト、乾燥密度、陽イオン交換容量、塩基飽和度が選択された。また ROSETTA を用い水理パラメータを導出、入力項目の一部と置換し、SOC と土壌物理特性との相関推定を行った。

キーワード：深層学習、土壌有機物、相関推定

Key words: Deep learning, Soil organic carbon, Correlation estimation

1. はじめに

土壌は陸域最大の炭素貯蔵庫であり、土壌有機物の動態予測は炭素蓄積・消失の鍵となる。しかし推定モデルは多数あり、未だに我々は自然のプロセスを理解しているとは言えない。そこでこれまでの関数系から有機物量を予測する方法ではなく、ニューラルネットワークに新規に学習させ、土壌有機物に関係の深い特徴量を推測させることを考えた。

深層学習とは機械学習の一種でありニューラルネットワークとも呼ばれる。本実験の畳み込みニューラルネットワーク(CNN)は図.1 のような形状をしており、ノードは重み付けされた入力を受け取り、さらに特定の重みをつけて次の層に出力、最終的にターゲットを出力する。その後出力値と教師データの比較から誤差逆伝搬を行い各ノードのパラメータを更新、この操作を繰り返し、精度を向上させる。

本実験の目的は、特徴量選択による SOC と土壌構成要素との相関推定に加え、CNN を用いて特徴量が SOC に与える影響を考察することである。また、ペドトランスファー関数(PTF)を用いて水理パラメータを導出、SOC と土壌の物理性の相関についても考察した。

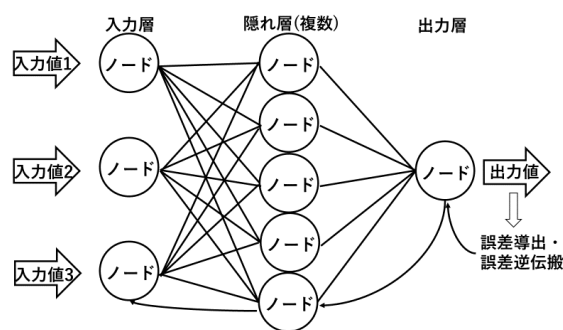


図.1 CNN イメージ

2. 実験方法

(1)特徴量選択と CNN モデル作成

HWSD(FAO)の土壌表層データ(表.1)を使用し、対象地毎にデータを取得した。計算コスト削減と CNN の精度向上のため特徴量選択を行った。再帰的特徴量削減手法により特徴量を 8-1 項目まで削減、グリッドサーチにより最も精度が高くなるモデルを作成した。

(2)水理パラメータと SOC の相関推定

ROSETTA(USDA)を用いて透水係数に関するパラメータを導出、一部特徴量と置換し、(1)同様に特徴量削減、モデル作成を行った。

(3)各特徴量が SOC に与える影響

(1)で作成した高精度モデルに選択特徴量の平均値、10%,20%ずつ増減させた値を入力し、特徴量と導出 SOC 量の相関推定を行った。

表.1 実験(1)使用入力特徴量

Gravel Content	Sand Fraction	Silt Fraction	Clay Fraction	USDA Texture	Reference Bulk Density	Bulk Density	pH
CEC (clay)	CEC (soil)	Base Saturation	TEB	Calcium Carbonate	Gypsum	Sodicity (ESP)	Salinity (ECe)

表.2 実験(2)使用入力特徴量

Ks	Sand Fraction	Silt Fraction	Clay Fraction	Theta_s	Theta_r	Bulk Density	pH
CEC (clay)	CEC (soil)	Base Saturation	TEB	Calcium Carbonate	Gypsum	n	alpha

3. 実験結果

実験(1)において各対象地の高精度モデルで選択された特徴量を図.2 に示す。黒色指定部が選択特徴量である。共通して選択された特徴量はシルト含有率、乾燥密度、陽イオン交換容量、塩基飽和度であった。

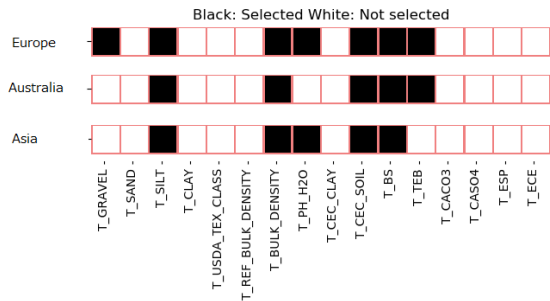


図.2 選択された特徴量(実験 1)

次に実験(2)のアジア、オーストラリアモデルで選択された特徴量を図.3 示す。

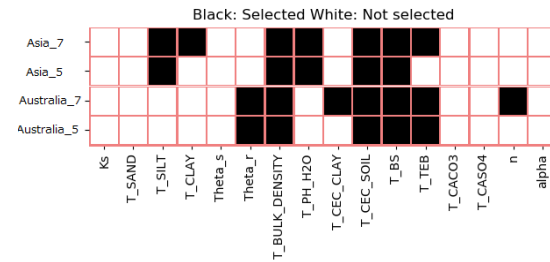


図.3 選択された特徴量(実験 2)

また、実験(1)の各対象地のモデルにおいて選択された特徴量を平均値から 10%ずつ増減させた場合の SOC の予測が図.4,5,6 である。

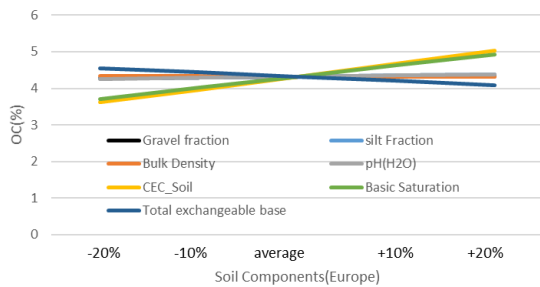


図.4 CNN による SOC 推定(ヨーロッパ)

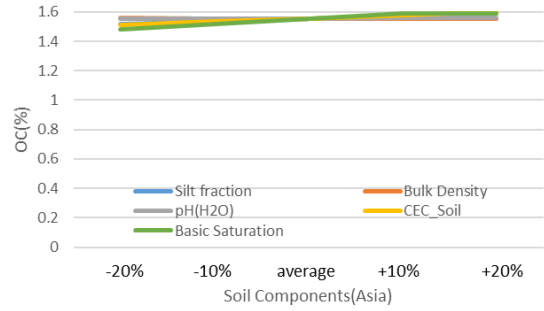


図.5 CNN による SOC 推定(アジア)

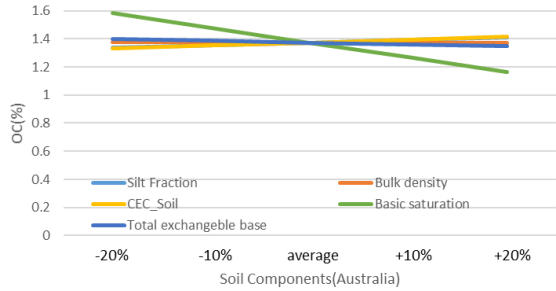


図.6 CNN による SOC 推定(オーストラリア)

4. 考察

本研究では特徴量選択と CNN を用いて SOC の推定と相関推定を行った。各対象地の高精度モデルで共通の特徴量が選択された。共通して選択された特徴量について考察すると、一般に有機物が多ければ、団粒の形成が促されるため乾燥密度が選択されたと考えられる。また、マイクロ団粒は耐振とう性をもつため、SOC と土壤鉱物が十分に分画されず、SOC と関連する項目としてシルトが選択されたと考えられる。また、有機物の吸着には粘土に加えて価数の高い鉱物が必要と考えられ、土粒子の CEC が抽出されたと考えられる。なお、オーストラリアの塩基飽和度の逆相関は塩類集積と関係があると思われ、降水量も少ないことから実験(2)で保水性が選択されたと考えられる。

5. 謝辞

本研究の成果の一部は、日本学術振興会 NEXT プログラム (GS021), 科研費 (基盤 A 17H01496, 基盤 B 17H04484, 基盤 B 26292127) の補助を受けて行われた。記して感謝する。

参考文献等

開田行美ら(2019)ニューラルネットワークを用いた土壌表層の有機炭素量の予測