

背景

近年食料需要の増加や気候変動の影響が顕著となり、農業の現場において土壌診断に基づく適切な土壌管理が一層重要となっている。しかし、従来の土壌診断技術は、多くの費用や労力を要するため、開発途上地域ではあまり利用されていない。

農家による適切な土壌管理に基づく持続可能な農業の推進には、安価な土壌診断技術の開発が急務である。

現在、近赤外や中赤外の光学センサーによる土壌診断法も研究されているが、これらは測定可能な分析項目に限りがある。そこで、本研究ではAIを活用し、迅速かつ低コストで多項目を同時に評価できる新しい土壌診断技術の開発を目指した。

ICP全波長スペクトルの取得

ICP（誘導結合型プラズマ発光分光分析装置）では、通常、測定元素に応じた波長選択を行い、指定波長に対する各元素の標準試料の発光強度から検量線を作成し、測定元素の濃度を定量する。

本研究では、1M酢酸アンモニウムによる土壌抽出液について、ICPで得られる全波長データから234波長を代表する2574ピクセルの強度値を取得し(図2)、深層学習に供試した。

深層学習による土壌診断

得られた土壌分析値およびICP波長データの80%を学習用データ、20%を評価用データとして、順伝搬型ニューラルネットワーク(FFNN)による学習を実施した(図3)。また、得られた予測精度が土壌診断に利用可能か、Malley's indexおよびChang's indexで評価した。

結果、本法では対象とした12項目において高い予測精度を示した。多くは決定係数が0.9を超え、最も予測精度の低い全炭素でも0.812だった。一般的にICPでは測定出来ないpHやCEC等も高い精度で予測され(図4)、12項目全てにおいて、土壌診断に利用できる精度で予測できることが示された(表1)。

本研究では12項目の土壌分析項目を対象としたが、今後、土壌生物性や重金属等の推定への適用を検討する。

土壌試料の採取・分析

アフリカ・アジアを中心とする7か国から得た1941試料を従来の分析法で分析し(図1)、その結果を深層学習の教師データとした。分析項目はpH(H₂O、KCl)、電気伝導度(EC)、有効態P含量、交換性塩基(Ca、Mg、K、Na)含量、交換性Al含量、陽イオン交換容量(CEC)、全炭素含量、全窒素含量、粒径組成(粘土、砂画分)の計12項目とした。



図1 供試した土壌試料の採取場所

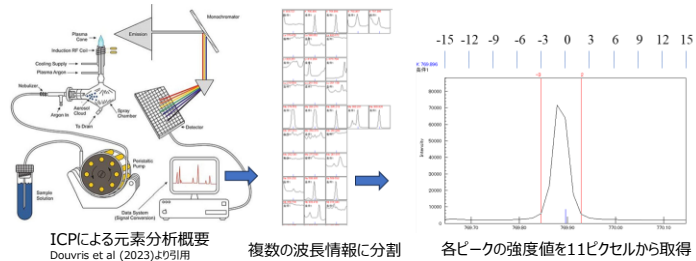


図2 ICP全波長スペクトルデータの取得

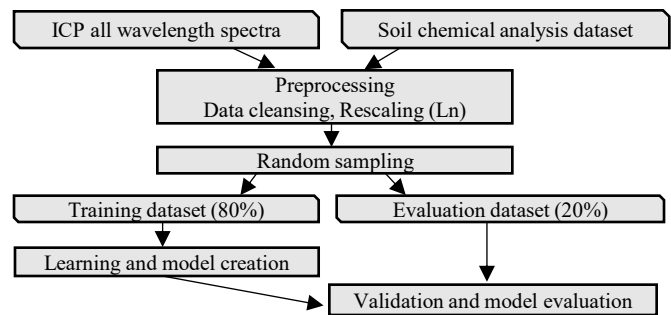


図3 深層学習のフローチャート

表1 各項目の土壌診断としての精度

分析項目	単位	土壌診断結果の精度	
		Malley's index	Chang's index
pH (H ₂ O)		A	A
pH (KCl)		A	A
EC	mS m ⁻¹	A	A
Bray1-P	mg kg ⁻¹	A	A
Ex. Al		A	A
Ex. Ca		A	A
Ex. Mg		A	A
Ex. K		A	A
Ex. Na		B	A
CEC		B	A
Total N		A	A
Total C		C	A
Clay	%	C	A
Sand		D	A

Malley et al 2004の分類
A:Excellent, B:Successful, C: Moderately Successful
D: Moderately Useful, E: Screening
Chang et al 2001の分類
A: Successful, B: Possibility, C: Not Useful

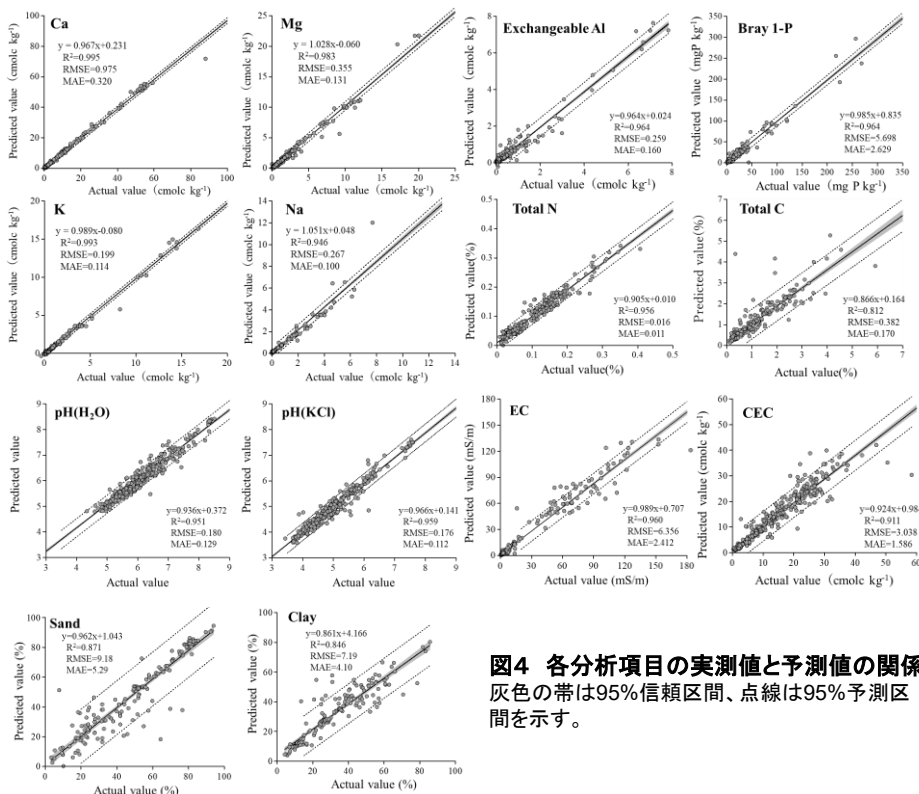


図4 各分析項目の実測値と予測値の関係
灰色の帯は95%信頼区間、点線は95%予測区間を示す。

安価で迅速な
多項目土壌診断技術

