

## 基于数字图像技术反演中国东北黑土有机质含量<sup>①</sup>

王亚丹<sup>1,2</sup>, 张 凤<sup>2</sup>, 胡文友<sup>2</sup>, 于东升<sup>2</sup>, 迟凤琴<sup>3</sup>, 张 超<sup>4</sup>, 徐英德<sup>5</sup>, 杨顺华<sup>2</sup>, 俞元春<sup>1\*</sup>,  
姜 军<sup>2\*</sup>, 徐仁扣<sup>2</sup>

(1 南方现代林业协同创新中心/南京林业大学生态与环境学院, 南京 210037; 2 土壤与农业可持续发展重点实验室(中国科学院), 南京 211135; 3 黑龙江省黑土保护利用研究院, 哈尔滨 150086; 4 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 5 沈阳农业大学土地与环境学院, 沈阳 110866)

**摘 要:** 以东北黑土为研究对象, 利用数码相机获取黑土的数字图像, 遴选与土壤有机质(SOM)含量相关的红(R)、绿(G)、蓝(B)颜色分量, 并通过逐步多元回归(SMRM)和神经网络模型(NNM)建立基于数字图像的 SOM 含量预测模型。结果表明: 黑土数字图像的各颜色分量原始值与 SOM 含量的相关系数绝对值( $|r|$ )依次为:  $R>G>B$ , 分别为 0.67、0.65、0.50。原始值经对数和开平方数值变换后,  $|r|$  增加, 而经倒数和平方变换后,  $|r|$  降低。据此, 基于数字图像 R、G、B 颜色分量的原始值和各变换值建立了预测 SOM 含量的 SMRM 模型, 训练集和验证集决定系数( $R^2$ )分别为 0.43~0.50 和 0.46~0.50, 均方根误差(RMSE)分别为 1.28%~1.39% 和 1.31%~1.39% ( $P<0.001$ ), 其中基于对数和开平方变换值的模型拟合程度和预测精度更高。同时, 利用 NNM 模型基于黑土 R、G、B 颜色分量的原始值反演 SOM 含量, 发现多层感知器算法模型得到的黑土 SOM 实测值和预测值之间  $R^2$  均为 0.49, RMSE 为 1.31% 和 1.28% ( $P<0.001$ )。因此, SMRM 和 NNM 均能通过黑土数字图像的 R、G、B 颜色分量反演 SOM 含量, 其是快速获取我国东北黑土 SOM 含量的一套可操作的预测方法。

**关键词:** 黑土; 有机质; 数字图像; 逐步多元回归; 神经网络模型

**中图分类号:** S151.9 **文献标志码:** A

## Reversing Organic Matter Contents in Black Soils in Northeast China Using Digital Image Technology

WANG Yadan<sup>1,2</sup>, ZHANG Feng<sup>2</sup>, HU Wenyu<sup>2</sup>, YU Dongsheng<sup>2</sup>, CHI Fengqin<sup>3</sup>, ZHANG Chao<sup>4</sup>, XU Yingde<sup>5</sup>, YANG Shunhua<sup>2</sup>, YU Yuanchun<sup>1\*</sup>, JIANG Jun<sup>2\*</sup>, XU Renkou<sup>2</sup>

(1 Co-innovation Center for the Sustainable Forestry in Southern China/College of Ecology and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China; 2 Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 211135, China; 3 Heilongjiang Black Soil Conservation and Utilization Research Institute, Harbin 150086, China; 4 College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China; 5 College of Land and Environment, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China)

**Abstract:** In the present study, digital images of black soil were identified by their red (R), green (G), and blue (B) color components that correlate with SOM content, and then used to construct predictive stepwise multiple regression models (SMRM) and neural network methodologies (NNM) for SOM content. Our findings revealed that the absolute value of correlation coefficients ( $|r|$ ) between each original color component and SOM content followed the order:  $R>G>B$ , with  $|r|$  of 0.67, 0.65 and 0.50, respectively. The  $|r|$  value increased after logarithmic and square root transformations, but decreased following reciprocal and square changes. The determination coefficient ( $R^2$ ) for SMRM training and validation sets with and without transformations fall within the range of 0.43 to 0.50 and 0.46 to 0.50, and the root mean square error (RMSE) ranged 1.28%–1.39%, and 1.31%–1.39%, respectively ( $P<0.001$ ). Specifically, SMRM incorporating logarithmic and square root transformations of R, G and B color components demonstrated superior predictive performance and higher accuracy.

①基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1500202)、中国科学院战略性先导科技专项项目(XDA2801010104)和国家重点农业科技项目(NK2022180104)资助。

\* 通讯作者(ycyu@njfu.edu.cn; jjiang@issas.ac.cn)

作者简介: 王亚丹(1995—), 女, 河南平顶山人, 硕士研究生, 主要从事土壤化学性质的快速获取技术研究。E-mail: 1583653265@qq.com

Subsequently, multi-layer perceptron neural networks using original values of R, G and B color components successfully estimated SOM content, with  $R^2$  of 0.49 and 0.49, and RMSE of 1.31% and 1.28% for the training and validation sets, respectively ( $P < 0.001$ ). Therefore, both SMRM and NNM provided effective estimates in SOM content for black soil using its digital image. Our findings provide an operational prediction model for the rapid assessment of SOM content of black soil in northeast China.

**Key words:** Black soil, Soil organic matter; Digital image; Stepwise multiple regression model; Neural network methodology

土壤有机质(SOM)对维持土壤物理、化学和生物学属性具有重要意义,是土壤肥力的重要指标<sup>[1-2]</sup>。传统的土壤化学分析方法测定 SOM 存在耗时长、效率低、成本高、操作复杂等问题,不适于大批量样品的快速检测。20 世纪末,卫星和无人机遥感技术在土壤资源调查与监测方面发挥了重要作用<sup>[3-5]</sup>,但存在精度低、受植被覆盖影响大、不能获取土壤剖面信息等不足。因此,发展简单、快速、精度高、成本低的 SOM 快速获取方法具有重要意义。由于长期高强度农业利用和全球气候变化,我国黑土地耕地出现“变薄”“变瘦”“变硬”等问题,黑土质量下降明显,制约了粮食产能的稳定提升,然而针对黑土 SOM 含量快速获取技术鲜有报道。

土壤颜色是土壤物质组成的集中体现,譬如, SOM 和氧化锰显黑色,石英、碳酸盐显白色,赤铁矿( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ )显红色,而针铁矿( $\alpha\text{-FeOOH}$ )显黄色,因此,根据土壤颜色可主观判断土壤矿物、SOM 含量、风化程度等基础信息<sup>[6]</sup>。孟塞尔比色卡被广泛应用于土壤颜色判读中,但不适合于颜色特征信息的精确描述<sup>[7]</sup>。

随着现代光谱技术的发展,土壤各种光谱信息被用于表征 SOM 含量<sup>[8-9]</sup>,如近红外光谱、中红外光谱、组合漫反射光谱<sup>[10]</sup>、紫外光谱、荧光光谱<sup>[11-12]</sup>等。近年来一些研究尝试使用多光谱和高光谱影像数据,提高 SOM 含量预测模型的准确度、精确度、敏感度和特异性<sup>[13-15]</sup>。然而,复杂的数据采集过程、专业化的处理技术,以及昂贵的设备成本限制了其在实际农业生产中的应用。

高分辨率数码相机可以准确获取土壤颜色<sup>[16]</sup>,近年来,很多学者研究利用数字图像技术解译土壤固相组成信息。譬如,数码相片的红色指数与游离氧化铁和细颗粒含量显著相关<sup>[16]</sup>,而 SOM 能够吸收可见光波而掩盖其他物质对土壤的显色,导致高 SOM 含量土壤呈现黑色,这为利用数字图像获取 SOM 含量提供了科学依据<sup>[17-18]</sup>。但是,目前缺少以我国东北黑土为研究对象,遴选最佳 SOM 含量预测模型的过程与方法研究。

基于此,本研究以我国东北包括辽宁、吉林、黑

龙江和内蒙古黑土区土壤为研究对象,利用数码相机获取土壤样品的高分辨率数字图像,并通过图像处理提取颜色特征参数,将这些参数进行数值变换,分析其与 SOM 含量相关的特征参数,以厘清逐步多元回归模型(SMRM)和神经网络模型(NNM)估算 SOM 含量的优劣,明确最佳数值处理方法及模型适用性,为快速定量获取我国东北黑土 SOM 含量提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

我国黑土资源集中在东北的松嫩、三江、辽河和大兴安岭山前平原,区域地形多为山麓平原和山前洪积阶地,地势平缓辽阔。地理位置为东亚中纬度地区( $118^{\circ}53'E \sim 135^{\circ}5'E$ ,  $38^{\circ}43'N \sim 53^{\circ}33'N$ ),属于温带大陆性季风气候,四季分明,冬季严寒,夏季炎热,年均温  $-2 \sim 8^{\circ}\text{C}$ ,年降水量  $400 \sim 700\text{ mm}$ 。土壤类型主要包括黑土、黑钙土、暗棕壤、棕壤、草甸土和白浆土等。

### 1.2 土壤样品采集与处理

本研究选取来自我国黑土区的农田土壤样品作为研究对象,范围包括嫩江、建三江、科左中旗、梨树、铁岭和风城 6 个示范区的 116 个县市,共采集了 649 个  $0 \sim 20\text{ cm}$  深度的土壤样品,采样同时记录样点的经纬度位置。采样区农田 SOM 含量和具体采样位点如图 1 所示。采集的土壤样品经风干磨细后,过 20 目和 100 目筛,分别供拍照和高温外热重铬酸钾氧化法测定 SOM 含量<sup>[19]</sup>。

### 1.3 土壤表面颜色获取

本研究使用 2 410 万像素的 D7100 数码相机(尼康,日本,镜头  $18 \sim 55\text{ mm}$ ),对土壤样品进行图像采集,具体操作如下:相机安装在三脚架上,镜头朝下对准土壤样品,镜头距离样品表面约  $14\text{ cm}$ 。为消除外界环境对土壤颗粒 RGB 值的影响,用黑布罩住样品架,同时相机镜头前安装一个环形灯(LX-1334B,维希特科技,中国),光照强度为  $1\,450\text{ lx}$ 。相机参数设置为光圈  $f/7.1$ ,最大光圈 4.9,ISO100,曝光补偿 1M 档,焦距  $42\text{ mm}$ ,曝光时间  $1/20\text{ s}$ 。

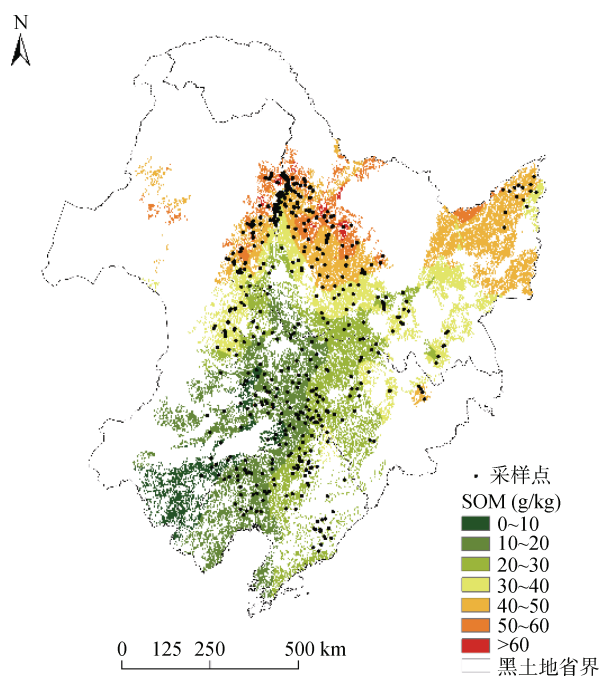


图 1 东北黑土区 SOM 含量和采样点分布

Fig. 1 Distributions of SOM contents and sample sites of black soil in northeast China

在拍摄过程中,由于相机内部凸透镜对光具有聚集作用,感光器接收到中央部位的光辐射能量最强,沿四周递减,导致拍摄的图像在中间部位亮度较高,逐渐向边缘变暗。为了解决这个问题,试验中打印纯

红、纯绿和纯蓝的三原色照片作为背景,数字图像获取时先拍摄有三原色照片的空白 A4 纸(图 2A),再拍摄土壤样品(图 2B)。使用 Image Pro Plus 7.2(Media Cybernetics, 美国)进行图像处理。为使拍摄物体表面亮度均匀,以三原色和 A4 纸白色为对照先进行背景校正,得到扣除背景后的样品图像(图 2C);再根据校正后的图像框选 800×800 像素的兴趣面(AOI);最后通过 Image Pro Plus 7.2 进行 AOI 区域的 RGB 颜色参数获取(图 2D)。

#### 1.4 颜色模型数据的选择

常用的颜色模型有 RGB、HSV 以及 CIE-L\*a\*b\* 等模型,本文选取 RGB 模型进行研究。RGB 模型是根据人类视觉三基色即红光(R)、绿光(G)、蓝光(B)理论所建立起来的。这种基于光的表示方式与人眼对光的感知方式相符,因此能够比较准确地表示人眼所能感知的绝大部分颜色。RGB 颜色模型是电子设备最常用的颜色表示方式之一,从显示器、电视、摄像头到打印机和扫描仪,几乎所有的数字设备都支持 RGB 颜色空间,这种广泛的支持确保了在不同设备上呈现一致的颜色。RGB 模型各颜色分量总共有 256 个等级的灰度值,取值范围分别为 0 ~ 255,能够非常方便地处理 RGB 颜色空间数据(图 2D),也便于图像处理算法的实现和优化。

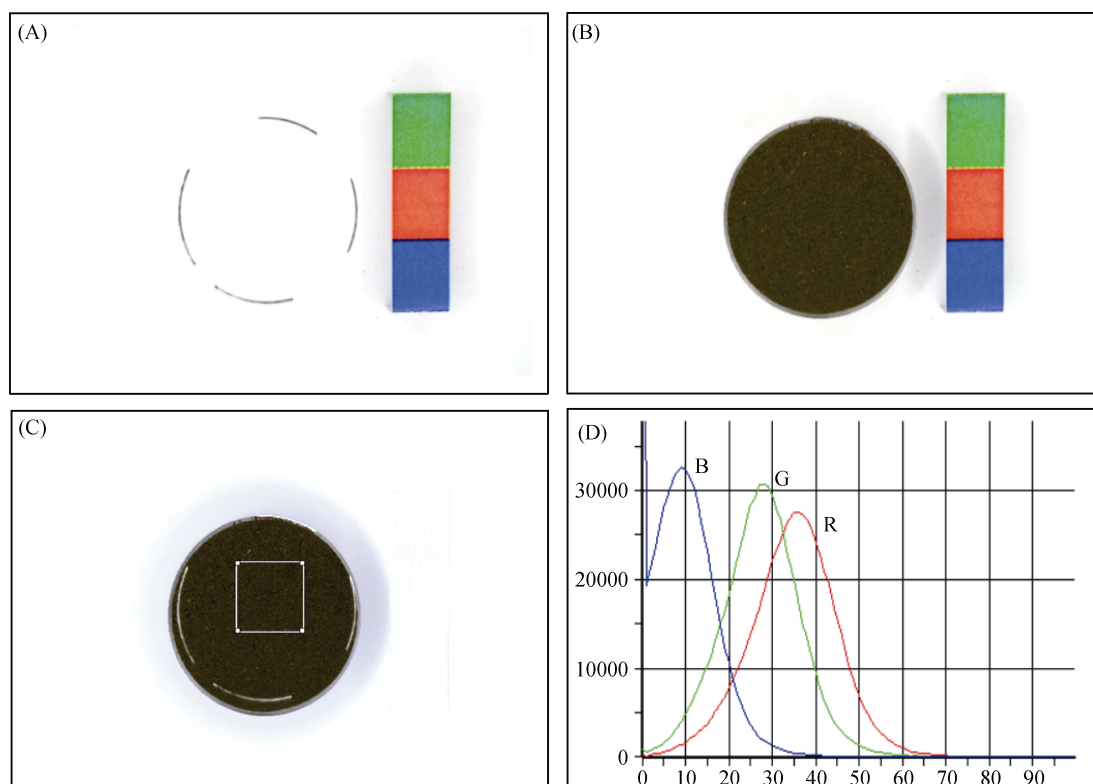


图 2 土壤数字图像的获取和处理

Fig. 2 Acquisition and treatment of digital image of soil sample

## 1.5 模型建立与检验

利用 SPSS 26.0 从 649 个原始采样数据中随机选择 70% 作为建模数据集, 30% 作为验证数据集, 建立 SMRM 和 NNM 模型。采用决定系数( $R^2$ )、均方根误差(RMSE)和显著性水平  $P$  来检验 SOM 含量预测模型的拟合程度和预测精度。重复开展 10 次建模和验证运算, 每次建模和验证数据集均通过 SPSS 随机选取, 得到 10 组  $R^2$  和 RMSE, 采用单因素方差分析(one-way ANOVA)和 Duncan 多重比较法得到这 10 组  $R^2$  和 RMSE 的差异显著性。一般  $R^2$  越大, 模型越稳定, 可靠性越高; RMSE 值越小, 预测结果越准确;  $P>0.05$ 、 $P<0.05$ 、 $P<0.01$  和  $P<0.001$  分别表示模型实测值与预测值之间无统计学相关性、有相关性、有显著相关性和有极显著相关性。

## 2 结果与讨论

### 2.1 RGB 颜色分量与 SOM 含量的相关性

试验测定的黑土 SOM 含量范围为 2.70 ~ 89.80 g/kg, 均值为 35.30 g/kg, 根据我国耕地质量等级标准 GB/T 33469—2016<sup>[20]</sup>, 该 SOM 含量涵盖了东北地区耕地从一到十所有等级, 表明本研究采样点可以代表东北黑土整体状况。一般认为变异系数(CV)<10%、10%~100% 和 >100% 分别代表弱、中和高度变异性<sup>[21]</sup>。本研究中, SOM 含量的 CV 为 51.65%, 为中度变异, 囊括了黑土、黑钙土、暗棕壤等多种土壤类型, 因此本研究样点 SOM 含量数据可作为模型训练和验证样本集。

如表 1 所示, SOM 含量与 R、G、B 颜色分量原始值呈现显著的负相关关系, 相关系数( $r$ )分别达到 -0.67、-0.65、-0.50( $P<0.01$ ), 即 R 颜色分量原始值与 SOM 含量相关性最强; 并且, 随着 SOM 含量增加, R、G、B 颜色分量原始值降低, 这与其他人的

报道一致<sup>[22-23]</sup>。这是因为 SOM 含量与土壤反射率呈负相关关系<sup>[24]</sup>, 一般土壤颜色越深, SOM 含量越高, 反射率越低。

为了进一步分析 SOM 含量与颜色分量的关系, 以便更好地建立预测模型, 很多学者以 RGB 颜色分量经各种数值变换之后作为新变量, 研究其与 SOM 含量的相关性。本研究将 R、G、B 颜色分量原始值进行对数、开平方、倒数和平方数值变换, 结果表明, 变换值与 SOM 含量相关性均有不同程度的变化(表 1)。除倒数变换外, 其他变换值均与 SOM 含量呈负相关关系, 相关系数绝对值( $|r|$ )在 0.45 ~ 0.67。具体而言, 各颜色分量数值变换前后与 SOM 含量的  $|r|$ , 依次为对数、开平方>原始>倒数、平方, 与 SOM 含量也呈显著相关关系(表 1,  $P<0.01$ )。Gregory 等<sup>[25]</sup>发现对数颜色分量变换值与 SOM 含量的相关性最好, Wu 等<sup>[26]</sup>研究发现颜色分量倒数变换值与 SOM 含量相关性最好, 可见适宜的颜色分量数值变换有助于提高预测模型的精度。

**表 1 R、G 和 B 颜色分量原始值及变换值与 SOM 含量的相关性**

颜色分量	原始值	数值变换			
		对数	开平方	倒数	平方
R	-0.67**	-0.66**	-0.67**	0.57**	-0.65**
G	-0.65**	-0.66**	-0.66**	0.65**	-0.62**
B	-0.50**	-0.50**	-0.50**	0.40**	-0.45**

注: \*\*代表显著相关( $P<0.01$ )。

### 2.2 SMRM 模型对 SOM 含量的预测与检验

以 R、G、B 颜色分量原始值作为自变量, SOM 含量实测值作为因变量, 建立 SMRM 模型, 获得的模型拟合程度和预测精度见表 2, 其中训练集和验证

**表 2 SMRM 和 NNM 模型拟合效果比较**  
Table 2 Comparing fitting performances of SMRM and NNM

模型	变量	训练集			验证集		
		$R_t^2$	RMSE <sub>t</sub> (%)	$P_t$	$R_v^2$	RMSE <sub>v</sub> (%)	$P_v$
SMRM	原始值	0.47 b	1.39 a	$1.24 \times 10^{-65}$	0.49 a	1.39 a	$1.32 \times 10^{-29}$
	对数值	0.49 a	1.28 b	$8.26 \times 10^{-70}$	0.50 a	1.31 ab	$1.95 \times 10^{-30}$
	开平方值	0.50 a	1.29 b	$4.82 \times 10^{-71}$	0.49 ab	1.32 ab	$4.61 \times 10^{-28}$
	倒数	0.45 b	1.33 ab	$3.11 \times 10^{-65}$	0.47 ab	1.36 ab	$6.71 \times 10^{-25}$
	平方值	0.43 c	1.37 ab	$5.63 \times 10^{-57}$	0.46 ab	1.36 ab	$6.11 \times 10^{-23}$
NNM	多层感知器(MLP)	0.49 a	1.31 ab	$3.52 \times 10^{-68}$	0.49 a	1.28 b	$2.47 \times 10^{-30}$
	径向基函数(RBF)	0.49 a	1.29 b	$1.83 \times 10^{-67}$	0.44 b	1.39 a	$4.24 \times 10^{-28}$

注: 同列不同小写字母代表不同方法间存在统计学差异( $P<0.05$ );  $R_t^2$  和  $R_v^2$  分别代表 10 组训练集和验证集的决定系数的平均值; RMSE<sub>t</sub> 和 RMSE<sub>v</sub> 分别代表 10 组训练集和验证集的均方根误差的平均值;  $P_t$  和  $P_v$  分别代表训练集和验证集中实测值与预测值的相关性水平。

集的决定系数  $R^2$  分别达到 0.47 和 0.49, RMSE 均为 1.39%, 实测值和预测值之间极显著相关( $P<0.001$ )。

本研究进一步将数值变换后的 R、G、B 颜色分量作自变量, 以 SOM 含量实测值作因变量, 建立新的 SMRM 模型。结果表明, 以对数和开平方变换值为自变量的 SMRM 模型训练集和验证集的拟合程度和预测精度更高,  $R^2$  达到 0.49 和 0.50, RMSE 在 1.28% ~ 1.32%, 预测值与实测值之间存在极显著相关关系( $P<0.001$ ); 原始值为自变量的预测效果其次, 倒数和平方变换的效果最差, 这与上述各颜色分量各形式数值和 SOM 含量的相关性结果一致(表 1)。Gregory 等<sup>[25]</sup>研究发现, R、G、B 颜色分量原始值经对数变换后, 其建立的 SMRM 模型  $R^2$  最高; Wu 等<sup>[26]</sup>研究发现, 由 R 和 G 颜色分量倒数构建的模型预测精度较高, 与颜色分量变换值与 SOM 含量的相关性表现一致。

### 2.3 NNM 模型对 SOM 含量的预测与检验

本研究通过 NNM 模型中多层感知器(MLP)和径向基函数(RBF)算法, 利用 R、G、B 颜色分量原始值预测 SOM 含量。结果表明, MLP 算法模型中训练集和验证集得到的预测值与实测值之间的  $R^2$  分别为 0.49 和 0.49, RMSE 分别为 1.31% 和 1.28%; RBF 算法模型中训练集和验证集得到的预测值与实测值之间的  $R^2$  分别为 0.49 和 0.44, RMSE 分别为 1.29% 和 1.39%(表 2)。两种算法模型验证集的  $R_v^2$  和 RMSE<sub>v</sub> 有统计学差异( $P<0.05$ ), MLP 算法模型得到的  $R_v^2$  大于 RBF 算法模型, 而 RMSE<sub>v</sub> 小于 RBF 算法模型, 表明利用 MLP 算法模型预测 SOM 含量的效果更好。这与 Aitkenhead 等<sup>[27]</sup>借助 NNM 模型成功利用 R、G、B 颜色分量预测 SOM 含量结果一致。

同时, 表 2 结果表明, 基于对数和开平方变换值的 SMRM 模型和 MLP 算法模型的拟合效果和预测精度优于其他 SMRM 模型和 RBF 算法模型, 得到的训练集和验证集  $R^2$  较高, RMSE 较低, 同时实测值与预测值之间存在极显著相关关系( $P<0.001$ ); 但上述 3 种模型(基于对数和开平方变换值的 SMRM 模型与 MLP 算法模型)预测效果之间无统计学差异( $P>0.05$ ), 因此这 3 个模型均可用于预测黑土 SOM 含量。

Sonn 等<sup>[23]</sup>研究韩国忠清南道旱地土壤 R、G、B 颜色分量与总碳含量的 SMRM 模型, 训练集和验证集的  $R^2$  分别达到 0.54 和 0.59, RMSE 分别为 0.71% 和 0.44%; Yang 等<sup>[18]</sup>利用数字图像技术构建的我国亚热带地区(70 个样点)SOM 含量预测模型  $R^2$  为 0.68 ~ 0.77, RMSE 为 0.53% ~ 0.71%; Viscarra Rossel 等<sup>[28]</sup>预测法国布列塔尼的土壤有机碳  $R^2$  为 0.88, RMSE

为 0.56%。相比较可见, 本研究得到的预测模型  $R^2$ (0.43 ~ 0.50)略低, 而 RMSE(1.28% ~ 1.39%)略高, 这可能是因为: ①本研究区土壤类型和样品数量较多。Guerrero 等<sup>[29]</sup>发现小样本模型比大样本模型  $R^2$  更高, RMSE 更小, 因为小样本模型更容易整合靶点在峰值过程中的特征。②土壤变异性增加可能会导致模型预测效果变差<sup>[30]</sup>。Levin 等<sup>[16]</sup>研究发现弱变异性(CV=0.54%)的半干旱地区砂质土壤, 红度指数与 SOM 含量的  $R^2$  高达 0.81。本研究中 SOM 含量属中度变异程度(CV=51.65%), 意味着 SOM 分布较广且相对不均匀, 空间异质性相对较强, 因此  $R^2$  相对较低。③黑土成土因素和成土过程复杂。土壤颜色不仅与土壤中 SOM 的积累和分解有关, 还与土壤母质发育程度、土壤次生矿物组成, 以及土壤氧化还原状况等外界因素有关<sup>[31]</sup>。同时, 在数字图像制作和处理过程中, 硬件条件、外界环境和主观因素等都可能影响颜色分量稳定性, 进而影响颜色分量与 SOM 含量之间的相关性。因此, 探索其他颜色空间分布、细分土壤类型和颗粒大小、通过各种处理消除其他颜色干扰以提高数字图像技术反演 SOM 含量的预测效果和精度, 是未来努力的方向。

## 3 结论

黑土 R、G、B 颜色分量原始值与 SOM 含量极显著负相关, R 颜色分量相关性最强( $r=-0.67$ ); R、G、B 颜色分量原始值经数值变换后与 SOM 含量之间相关性发生变化, 其中对数和开平方变换值与 SOM 含量相关性更高; 基于 R、G、B 颜色分量对数和开平方变换值建立的 SMRM 模型可以更好地预测 SOM 含量,  $R^2$  和 RMSE 分别为 0.49 ~ 0.50 和 1.28% ~ 1.32%; 基于 RGB 颜色分量原始值的 MLP 算法模型预测结果也较理想, 训练集和验证集的  $R^2$  均为 0.49, RMSE 分别为 1.31% 和 1.28%。

**致谢:** 本次黑土地综合科考得到了来自中国科学院南京土壤研究所黄标、赵玉国、赵永存、刘峰、王昌昆、高磊、马利霞、谢恩泽、高张、董岳等, 中国科学院东北地理与农业生态研究所隋跃宇、陈一民等, 黑龙江省黑土保护利用研究院张久明、匡恩俊等, 沈阳农业大学汪景宽、贾树海、裴久渤等的大力协助, 在此一并表示衷心感谢。

## 参考文献:

- [1] Lehmann J, Kleber M. The contentious nature of soil organic matter[J]. *Nature*, 2015, 528(7580): 60–68.

- [2] Hagemann N, Joseph S, Schmidt H P, et al. Organic coating on biochar explains its nutrient retention and stimulation of soil fertility[J]. *Nature Communications*, 2017, 8(1): 1089.
- [3] Viscarra Rossel R A, McBratney A B. Laboratory evaluation of a proximal sensing technique for simultaneous measurement of soil clay and water content[J]. *Geoderma*, 1998, 85(1): 19–39.
- [4] Maes W H, Steppe K. Perspectives for remote sensing with unmanned aerial vehicles in precision agriculture[J]. *Trends in Plant Science*, 2019, 24(2): 152–164.
- [5] 李莹莹, 赵正勇, 杨旗, 等. 基于 GF-1 遥感数据预测区域森林土壤有机质含量[J]. *土壤*, 2022, 54(1): 191–197.
- [6] Sánchez-Marañón M. Color indices, relationship with soil characteristics[M]//*Encyclopedia of Earth Sciences Series*. Dordrecht: Springer Netherlands, 2011: 141–145.
- [7] Kirillova N P, Sileva T M. Colorimetric analysis of soils using digital cameras[J]. *Moscow University Soil Science Bulletin*, 2017, 72(1): 13–20.
- [8] Barnes E M, Sudduth K A, Hummel J W, et al. Remote- and ground-based sensor techniques to map soil properties[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2003, 69(6): 619–630.
- [9] 赵明松, 谢毅, 陆龙妹, 等. 基于高光谱特征指数的土壤有机质含量建模[J]. *土壤学报*, 2021, 58(1): 42–54.
- [10] Viscarra Rossel R A, Walvoort D J J, McBratney A B, et al. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties[J]. *Geoderma*, 2006, 131(1/2): 59–75.
- [11] 缪闯和, 吕贻忠. 黑土、潮土和红壤可溶性有机质的光谱特征及结构差异[J]. *土壤*, 2021, 53(1): 168–172.
- [12] Jaffrain J, Gérard F, Meyer M, et al. Assessing the quality of dissolved organic matter in forest soils using ultraviolet absorption spectrophotometry[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2007, 71(6): 1851–1858.
- [13] Castaldi F, Palombo A, Santini F, et al. Evaluation of the potential of the current and forthcoming multispectral and hyperspectral imagers to estimate soil texture and organic carbon[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 179: 54–65.
- [14] Peón J, Fernández S, Recondo C, et al. Evaluation of the spectral characteristics of five hyperspectral and multispectral sensors for soil organic carbon estimation in burned areas[J]. *International Journal of Wildland Fire*, 2017, 26(3): 230.
- [15] Bel L, Tressou J, Vaudour E, et al. Regional prediction of soil organic carbon content over temperate croplands using different multiscale measurements by hierarchical modelling[C]//*Proceedings of Seventh International Conference on Agricultural Statistics*, Rome 24–26, October, 2016.
- [16] Levin N, Ben-Dor E, Singer A. A digital camera as a tool to measure colour indices and related properties of sandy soils in semi-arid environments[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(24): 5475–5492.
- [17] 郝翔翔, 王翠, 邹文秀, 等. 典型黑土的黑度与土壤有机质组分关系研究[J]. *土壤学报*, 2023, 60(5): 1421–1429.
- [18] Yang J W, Shen F L, Wang T W, et al. Effect of smart phone cameras on color-based prediction of soil organic matter content[J]. *Geoderma*, 2021, 402: 115365.
- [19] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 2000.
- [20] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 耕地质量等级: GB/T 33469—2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2016.
- [21] Rosemary F, Vitharana U W A, Indraratne S P, et al. Exploring the spatial variability of soil properties in an Alfisol soil *Catena*[J]. *CATENA*, 2017, 150: 53–61.
- [22] 吴才武, 杨浩, 夏建新, 等. 基于数字图像颜色提取的土壤有机质预测研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(4): 1222–1228.
- [23] Sonn Y K, Yoo J H, Luyima D, et al. Development of models to estimate total soil carbon across different croplands at a regional scale using RGB photography[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(15): 9344.
- [24] Al-Abbas A H, Swain P H, Baumgardner M F. Relating organic matter and clay content to the multispectral radiance of soils[J]. *Soil Science*, 1972, 114(6): 477–485.
- [25] Gregory S D L, Lauzon J D, O'Halloran I P, et al. Predicting soil organic matter content in southwestern Ontario fields using imagery from high-resolution digital cameras[J]. *Canadian Journal of Soil Science*, 2006, 86(3): 573–584.
- [26] Wu C W, Xia J X, Yang H, et al. Rapid determination of soil organic matter content based on soil colour obtained by a digital camera[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(20): 6557–6571.
- [27] Aitkenhead M, Cameron C, Gaskin G, et al. Digital RGB photography and visible-range spectroscopy for soil composition analysis[J]. *Geoderma*, 2018, 313: 265–275.
- [28] Viscarra Rossel R A, Fouad Y, Walter C. Using a digital camera to measure soil organic carbon and iron contents[J]. *Biosystems Engineering*, 2008, 100(2): 149–159.
- [29] Guerrero C, Zornoza R, Gómez I, et al. Spiking of NIR regional models using samples from target sites: Effect of model size on prediction accuracy[J]. *Geoderma*, 2010, 158(1/2): 66–77.
- [30] Kuang B, Mouazen A M. Calibration of visible and near infrared spectroscopy for soil analysis at the field scale on three European farms[J]. *European Journal of Soil Science*, 2011, 62(4): 629–636.
- [31] Liu F, Rossiter D G, Zhang G L, et al. A soil colour map of China[J]. *Geoderma*, 2020, 379: 114556.