

土壤水分对数字图像估算土壤有机碳的影响

王梓阳 贾浩 赵钰 张美俊 冯美臣 王超 杨武德

(山西农业大学农学院, 030801, 山西晋中)

摘要 为探索土壤水分变化对土壤有机碳 (SOC) 与颜色特征参数关系的影响, 并构建基于颜色参数的 SOC 定量预测模型, 通过模拟农田土壤水分的连续变化获取不同土壤含水量 (SMC) 条件下的土样图像, 提取颜色特征参数, 采用多种数学变换方法对颜色参数进行优化, 结合相关性分析和回归模型量化土壤水分对颜色特征与 SOC 关系的影响, 构建不同含水量下的 SOC 定量估算模型。结果表明, SOC 与颜色特征参数在 RGB、HSV 和 CIELab 3 种颜色空间中呈显著负相关, 且 R 、 L 和 V 分量值与 SOC 的相关性最高, 颜色参数的倒数和对数变换能够增强其相关性。土壤水分影响颜色分量值, 随着土壤含水量的增加, 多数颜色参数值降低, 且与 SOC 的相关性逐渐减弱。临界含水量为 $SMC=15\%$ 时, $1/b^*$ 、 $\ln b^*$ 、 $1/S$ 和 $\ln S$ 等颜色参数能够有效减轻水分对 SOC 预测模型的影响。在不同水分条件下, BP 神经网络回归模型优于线性回归模型, 表现出更好的预测能力。研究表明数字图像的颜色特征参数可用于 SOC 的定量分析。

关键词 土壤有机碳; 土壤水分; 图像处理技术; 颜色特征参数; 定量关系

土壤是地球生物圈的关键组成部分, 在农业生产与生态系统功能维持中发挥着不可替代的作用。土壤有机碳 (SOC) 作为评价土壤质量的核心指标之一, 不仅是土壤肥力的物质基础, 也是影响作物产量的重要因素。SOC 通过改善土壤结构、增强土壤的保水保肥能力, 并为作物生长提供必需的养分, 其含量高低直接影响作物的生长发育和最终产量形成。与此同时, 土壤水分作为另一关键环境因子, 直接参与作物生理过程, 并影响土壤中养分的溶解、迁移与有效性^[1]。适宜的水分条件有助于作物吸收由 SOC 矿解释放的养分, 而水分亏缺或过多则会抑制根系生长与代谢, 从而导致作物减产。因此, 系统监测和理解 SOC 与土壤水分的动态变化及其互作机制, 对于促进农业可持续生产具有重要的理论与现实意义。

随着精准农业的蓬勃发展, SOC 的定量监测已成为农业研究领域的热点。传统 SOC 测定方法依赖破坏性取样与化学分析, 尽管结果精准, 但操作繁琐、成本高昂且效率低下, 难以满足现代农业对土壤信息的需求^[2]。高光谱技术虽能通过光谱反射率预测土壤成分, 然而其设备昂贵且操作复杂, 限制了在实际中的广泛应用。因此, 探索低成本、

便捷且高效的 SOC 快速测定方法意义重大。

近年来, 数字图像技术迅猛发展, 数码相机作为一种便捷且经济的工具在 SOC 估测中展现出巨大潜力。土壤颜色作为土壤的显著特征之一, 能够直观反映其有机碳含量。已有研究^[3]证实, 数字图像技术通过获取土壤表面颜色参数 (RGB 和 HSV 等) 来定量预测 SOC 含量, 具备较高的精度与可靠性。相较于传统高光谱技术, 数码相机不仅操作简便且成本低廉, 还能在野外环境下快速获取图像数据, 提供即时土壤信息^[4]。这些优势使数字图像技术成为一种新型 SOC 监测方法, 在大规模农业生产中具有广阔的应用前景。

相关研究^[5]表明, 土壤颜色参数与有机碳含量在特定光照和环境条件下具有良好的相关性。然而, 土壤水分对土壤颜色与有机碳的关系影响显著, 湿土与干土颜色差异明显, 水分变化可能引发颜色改变, 进而影响预测模型的精度^[6]。土壤水分作为影响土壤颜色特征的关键因素常被忽视, 但其对 SOC 预测模型的影响不容小觑。土壤水分变化会改变土壤颗粒表面反射率, 进而影响土壤颜色, 尤其在湿润条件下土壤颜色可能变深, 影响图像分析模型的准确性^[7]。但现有的基于数字图

作者简介: 王梓阳, 研究方向为作物生态和农业信息技术, E-mail: 13313541457@163.com

杨武德为通信作者, 主要从事作物生态和农业信息技术研究, E-mail: sxauywd@126.com

基金项目: 山西农业大学农学院研究生教育改革与质量提升工程项目 (2023YCX36); 山西省现代农业产业技术体系建设专项资金 (2024CYJSTX02-23); 山西省应用基础研究计划项目 (202203021211275, 202303021212090); 国家自然科学基金 (31871571)

收稿日期: 2025-02-05; 修回日期: 2025-03-04; 网络出版日期: 2025-04-23

像的 SOC 预测方法大多未充分考虑这一因素。研究^[8]表明,不同水分条件下,土壤颜色变化可能使图像参数与有机碳之间的相关性大幅降低。本研究着重探讨土壤水分对数字图像预测 SOC 的影响,分析水分变化对颜色参数与 SOC 关系的调节作用,并结合回归分析等方法优化预测模型精度,通过对比不同水分条件下的土壤图像,筛选出抗水分干扰的颜色参数,构建稳定且精确的 SOC 预测模型,以提升其在实际农业应用中的可行性与准确性。

1 材料与方 法

1.1 样本采集及预处理

选取全国多地(甘肃、江苏、黑龙江、河北、山西、云南、安徽、天津、山东、重庆、广东、浙江、内蒙古和西藏等省区)的农田土壤,共采集 48 份来自耕作层(0~20 cm)的土样,样本间具有较大的颜色差异。采用外加热—重铬酸钾法^[9]测定 SOC 含量。

将研磨过 1 mm 筛的土样,每份称取 100.00 g 置于直径 10 cm、高 2 cm 的玻璃培养皿中,缓慢注入蒸馏水至饱和,停止注水并称重。(注水静置 2 h 后连续 2 次间隔 30 min 称重,质量差 < 0.1% 且培养皿底部滤纸完全湿润时判定为饱和)将土样置于室温下自然蒸发,期间不定时采集图像并称量计算含水率。最后,将样品放入 105 °C 烘箱中持续烘烤 8 h 以上,得到烘干土样。

共获取 7 组土壤图像,每组采集图像 48 张,总计 336 张,按土壤含水量(soil moisture content, SMC)升序进行梯度命名,第 1 组:烘干样本(105 °C 处理至恒重,SMC=0.00%);第 2 组:风干样本(室温平衡含水状态,SMC=1.62%);第 3~6 组:自然干燥过程样本,通过玻璃棒引流加湿至饱和后,在 25 °C、相对湿度 50% 的条件下每间隔 24 h 采集图像,共 4 个时间节点;第 7 组:饱和样本(蒸馏水浸泡 24 h 后沥水处理,SMC=49.54%)。所有图像在标准光源箱(D65 光源)下使用 EOS 6D Mark II 相机(佳能,日本)拍摄,分辨率为 2620 万像素。

1.2 图像预处理与颜色特征提取

通过图像处理和多颜色空间分析提取土壤颜色特征,为土壤属性预测提供支持。为确保提取的

颜色信息具有代表性,裁剪图像中心 800×800 像素的区域。通过使用 Image Pro Plus 7.2 软件进行光照校正,利用背景图像作为参照,有效消除光照不均的干扰。选用 RGB、HSV 和 CIELab 3 种颜色空间进行分析,RGB 是扫描仪和摄像机等图像采集设备最常采用的基础颜色空间,适用于显示器等发光设备,且与其他色彩空间的转换较为便捷;HSV 通过色调、饱和度和明度分析颜色,适用于土壤颜色特征提取^[10];CIELab 可模拟人眼颜色感知,广泛应用于土壤学和地质学中^[11]。

在特征提取阶段,采用 ENVI 5.3 软件从不同颜色空间提取参数,并通过组合运算(R+B、R-G 和 lnR 等)减少光照和背景的影响。各组合特征能够有效提取与 SOC 和氮含量相关的颜色信息,为后续土壤属性预测提供精确数据基础。

1.3 建模方法与模型评价

采用单变量线性回归、多元线性回归(MLR)、逐步多元线性回归(SMLR)和 BP 神经网络模型(BP-ANN)预测 SOC 含量。单变量线性回归用于分析土壤特征与单一变量之间的线性关系^[12];MLR 用于探讨多个自变量对土壤特征的联合影响^[13];SMLR 通过逐步筛选显著变量优化模型,提升预测性能^[14];BP-ANN 模拟人脑的神经元处理方式处理非线性关系,有效提高模型精度^[15]。模型评价采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对分析误差(RPD) 3 个指标。 R^2 越接近 1 表示预测精度越高;RMSE 越接近 0 表示误差越小;RPD 值越大表明预测能力越强^[16],各指标为模型的性能评估提供可靠依据,确保后续土壤属性预测的有效性与精确性。

2 结果与分析

2.1 土壤样本 SOC 和 SMC 的统计分析

对 48 个土壤样本的 SOC 实测值及 7 组土壤样品水分处理后的 SMC 进行描述性统计分析,结果如表 1 所示。结合我国第二次土壤普查肥力分级标准(SOC: 20~30 g/kg 为中等),供试土壤 SOC 平均含量为 24.240 g/kg,处于中等肥力下限,但样本间呈极显著的空间异质性(全距 110.293 g/kg)。具体表现为 SOC 含量跨度达 2 个数量级(2.325~112.618 g/kg),其变异系数高达 72.010%,暗示采样区域可能涵盖从有机质贫瘠(侵蚀坡地等)到富

表 1 SOC 和 各 组 SMC 的 描 述 性 统 计
Table 1 Descriptive statistics of SOC and SMC in each group

变量 Variable	分组 Group	全距 Range	最大值 Max.	最小值 Min.	均值 Mean	标准差 SD	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis	变异系数 CV (%)
SOC (g/kg)		110.293	112.618	2.325	24.240	20.531	0.739	1.279	72.010
SMC (%)	1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	2	4.766	4.939	0.172	1.620	0.818	0.858	4.696	50.531
	3	13.565	14.871	5.036	8.895	3.110	-0.032	-0.015	35.057
	4	11.388	25.008	15.610	19.665	2.910	0.130	-0.725	14.809
	5	9.711	35.001	25.290	30.087	3.010	0.220	-1.352	10.035
	6	10.372	45.379	35.008	40.495	3.100	-0.495	-0.999	7.664
	7	14.098	56.045	41.946	49.538	2.860	-0.188	0.214	5.776

集（湿地等）的多种生境类型。

SMC 组间变异特征显示，除人工控制的烘干组（第 1 组， $CV=0.000\%$ ）外，自然蒸发过程中第 2 组水分变异最为显著（ $CV=50.531\%$ ），而饱和处理组（第 7 组）水分分布最为均一（ $CV=5.776\%$ ）。各处理组偏度系数绝对值均小于 0.860（-0.495~0.858），峰度系数绝对值小于 4.700，表明各组数据样本呈近似正态分布，满足参数检验的前提条件。

2.2 SOC 含量和 SMC 对颜色特征的影响

根据 48 份土壤样本的 SOC 含量（分别为 < 20 g/kg、20~40 g/kg 和 >40 g/kg），对其颜色参数进行统计分析（表 2）。随着 SOC 含量的增加，除

H 值外，其他颜色参数普遍呈递减趋势，尤其在 a^* 、 R 、 b^* 、 S 、 V 和 L^* 值上表现明显。表明 SOC 高的土壤在红色和黄色的颜色强度上较为突出，且随着 SOC 含量的增加，土壤颜色的饱和度和明度降低，呈现颜色纯度降低的趋势。具体来看，风干条件下的 RGB 三波段中，红光 R 值在 62.13~152.66 范围内波动，绿光 G 值在 46.58~106.55，蓝光 B 值在 28.53~76.80； L^* 、 a^* 和 b^* 值分别在 56.75~85.83、2.02~13.87 和 18.57~37.30 的范围内波动；HSV 中的色调 H 值在 202.12~212.15，饱和度 S 值在 20.71~65.66，明度 V 值在 80.54~182.86。结果表明 SOC 含量较低的土壤能反射更多的可见光，从而呈现出

表 2 不同 SOC 等级的颜色参数差异变化
Table 2 Variations of color parameters under different SOC levels

变量 Variable	SOC (g/kg)											
	<20				20~40				>40			
	均值 Mean	标准差 SD	最小值 Min.	最大值 Max.	均值 Mean	标准差 SD	最小值 Min.	最大值 Max.	均值 Mean	标准差 SD	最小值 Min.	最大值 Max.
R	120.50	10.19	110.47	152.66	110.58	6.36	96.90	122.09	96.12	18.24	62.13	118.51
G	95.24	6.85	84.83	106.55	88.09	4.12	81.04	97.76	77.09	16.71	46.58	99.96
B	63.49	7.71	46.88	76.80	59.55	4.74	48.62	66.74	53.17	13.84	28.53	69.72
L^*	81.16	2.75	77.15	85.83	78.14	1.70	74.73	82.01	72.62	8.19	56.75	82.68
a^*	5.49	2.94	2.19	13.87	5.02	2.18	2.31	9.95	4.83	2.07	2.02	8.17
b^*	27.35	4.40	21.10	37.30	25.81	3.91	20.06	33.58	23.89	3.88	18.57	31.85
H	205.90	2.23	202.97	211.55	206.00	2.49	203.22	212.11	206.30	2.28	202.12	212.15
S	40.51	8.37	29.34	65.66	36.23	6.13	26.51	46.51	30.48	6.46	20.71	44.78
V	161.20	11.72	146.53	182.86	149.09	6.30	135.52	162.12	130.70	27.58	80.54	166.38

较浅的颜色。

为进一步明确 SMC 对颜色特征值的影响，分析不同水分条件下各组土壤的颜色参数变化，结果如图 1 所示。各组土壤图片的红光、绿光和蓝光的反射均值 R 、 G 和 B 随着 SMC 增大呈现出各分量值减小的趋势，并且下降程度随着 SMC 逐渐增多而减缓。在风干条件下的绿光和蓝光值有小幅上

涨。各颜色分量值在同一水分处理下的大小均表现为 $R>G>B$ ，即土壤反射的红光最多，绿光次之，蓝光最少。在 CIEL*a*b* 颜色空间中，除 L^* 值随土壤水分的增加而降低之外， a^* 值在前 5 组中变化不明显，随着 SMC 的继续升高，其值也有所增大， b^* 值则在第 4 组之后显著升高。各组土壤图像的颜色参数 H 、 S 和 V 随着土壤水分增加的变化趋

势表现为 H 值小幅上涨, S 值随着土壤水分的增加变化不明显, V 值随着 SMC 的增加呈现明显的下降趋势, 说明 SMC 对土壤明度的变化影响较大。

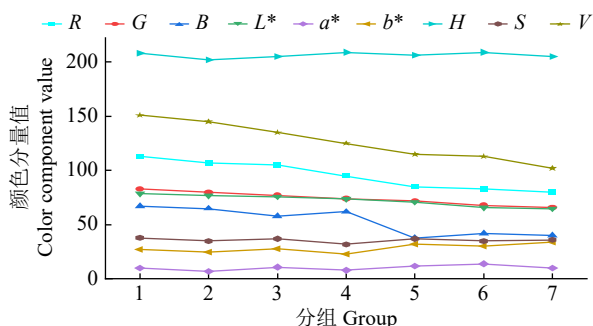


图 1 不同 SMC 分组的各颜色分量变化
Fig.1 Variation of color components in different SMC groups

综合分析表明, SOC 和 SMC 均对土壤颜色特征值产生影响。较高的 SOC 使土壤颜色趋向深沉, 饱和度和明度降低; 较高的 SMC 则导致土壤明度降低, 同时土壤颜色的饱和度和色调变化较为复杂。

2.3 图像处理前后各组颜色参数与 SOC 的相关性

为验证图像光照校正处理的有效性, 对图像处理前后各组土样的颜色参数与 SOC 相关性变化进行对比分析, 结果如图 2 所示。经过光照校正处理后, 大多数颜色参数与 SOC 系数绝对值有所提升。然而, 对于相对干燥的样品, 相关性提升不明显。这可能是由于干燥土样水分含量较低, 对光照影响微弱, 加之试验中图像采集于理想光照环境, 样本间差异较小。而对于 SMC 较高的后 3 组 ($SMC > 25\%$), 光照校正处理对提升相关性较为突出, 这主要由于水分子填充了土壤微孔隙并发生镜面反射, 导致土壤图像中的高像素大区域增多, 从而增强了光照校正的效果, 表明光照校正处理对 SMC 较高的样本更为有效。综合分析 7 组数据, 在不考虑 SMC 的情况下, 图像光照校正对土样图像处理的有效性评价表明只有 L^* 、 a^* 和 b^* 颜色参数与 SOC 相关性提高, 其余颜色参数变化不大, 表明光照校正对改善土样图像色度具有较好的效果。

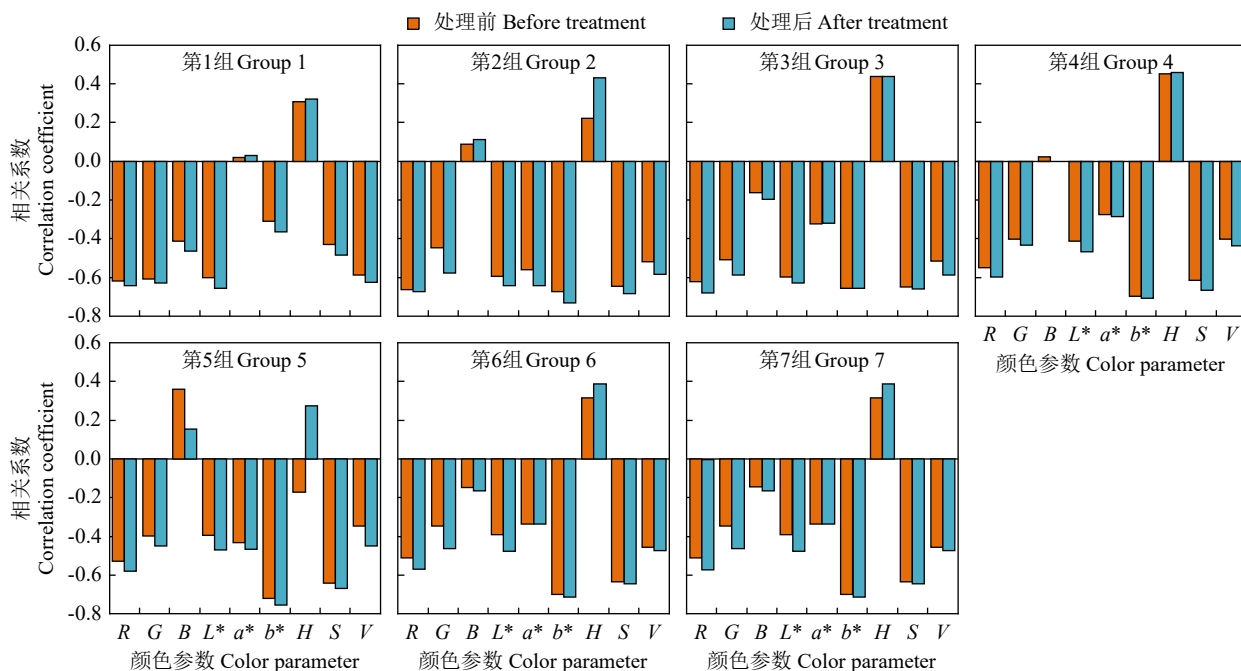


图 2 图像处理前后各颜色参数与 SOC 的相关性分析
Fig.2 Correlation analysis of color parameters and SOC before and after image processing

2.4 SMC、SOC 与各颜色参数的相关性

图 3a 显示, 在风干状态下, 多数颜色参数与 SMC 呈弱负相关关系。随着 SMC 增多, 相关系数绝对值逐渐增大, 当 SMC 超过 25% 时, 相关性绝对值增大, 尤其在第 7 组, R 、 G 、 L^* 、 V 与 SMC 的相关系数绝对值均达到 0.6 以上, 表明 SMC 的

存在影响 SOC 与颜色特征参数的响应关系。图 3b 显示, 不考虑 SMC 时, 大部分颜色参数与 SOC 为负相关关系。各颜色参数原始值与 SOC 的相关性较低, 其中 R 最高, 相关系数为 -0.547。经过数学变换后, 大部分的相关系数绝对值有所提升, 其中 $1/b^*$ 、 $\ln b^*$ 、 $1/S$ 和 $\ln S$ 4 种参数提升效果最好,

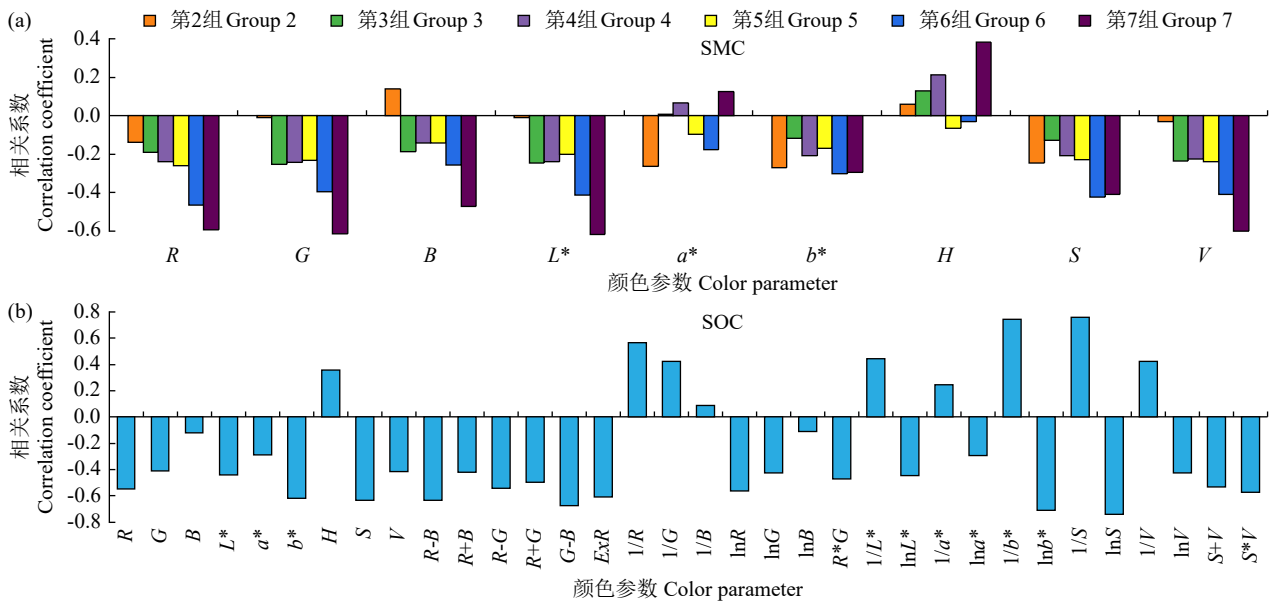


图3 SMC、SOC 与各颜色参数的相关性分析

Fig.3 Correlation analysis between SMC, SOC and color parameters

相关系数绝对值均在 0.7 以上。结果表明在不考虑 SMC 变化的情况下，各颜色参数与 SOC 的相关性较低，无法利用颜色参数对 SOC 进行精确估测。

为选取 SOC 最佳颜色参数及其最优数学变换组合，对各组参数及各参数的数学变换形式与 SOC 进行相关性分析，结果如图 4 所示。各组 SOC 与土壤颜色 RGB、L*a*b*和 HSV 值的相关性分析表明，在 SMC 较高的情况下，除 H 参数之外，SOC 与风干土壤样品的大部分颜色参数呈负相关。由此可得，土壤颜色深浅与 SOC 含量有关，从而导致了土壤对可见光的反射率差异。其中，在 RGB 颜色空间中，SOC 含量与红光值 R 的相关系数达到最高 ($R=-0.849, P<0.01$)，与蓝光值 B 的相关性最低。在 CIEL*a*b 颜色空间中，L*与 SOC 的相关

性达到最高 ($R=-0.846, P<0.01$)，其余 2 个颜色参数与干燥 SOC 的相关性较低。SOC 与 HSV 颜色参数的 H 无显著相关性，与 S 和 V 呈极显著负相关 ($P<0.01$)，相关系数分别为-0.619 和-0.826。除 a*、b*和 H 值之外，SOC 与大部分颜色参数及其颜色组合之间的相关系数绝对值均大于 0.6，且明显相关。结果表明大部分颜色参数与 SOC 具有较强的线性关系，可以用于建模预测。随着 SMC 的逐渐增多，SOC 与颜色参数 R、G、B、L*和 V 的相关系数绝对值呈下降的趋势，但下降趋势随 SMC 的增加而减缓。a*、b*、H 和 S 颜色值较烘干状态下 (第 1 组)，相关系数绝对值随 SMC 增加而增加，其中 a*值仅在第 2 组与 SOC 相关性较为突出，其相关性随着 SMC 增加而下降。结合

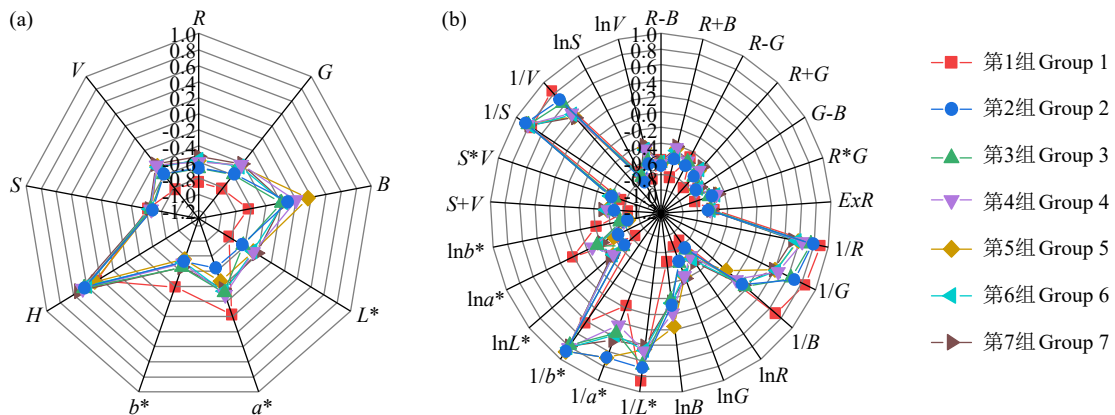


图 4 不同 SMC 分组下各颜色参数(a)及其数学变换后(b)与 SOC 的相关性

Fig.4 Correlation of color parameters (a) and their mathematical transformation (b) with SOC in different SMC groups

SMC 与各颜色参数的相关性分析, 可以得出 SOC 与颜色参数的相关性较强, SOC 对土壤颜色表征的影响仍然大于 SMC。

为进一步降低拍摄背景以及光照对图像的影响, 对各颜色原始参数进行数学变换。如图 4b 所示, 相较于原始颜色参数值, 通过数学变换后, 大多数参数与 SOC 的相关系数绝对值有一定的提高, 但这种增加对于干燥土样影响较小, $R-B$ 、 $R+B$ 、 $R-G$ 、 $G-B$ 和 ExR 的相关系数绝对值反而比原始参数 R 值降低。但是随着 SMC 的增多, 各颜色参数进行数学变换后, 显著减小了水分对颜色参数的影响, 提高了湿土与颜色参数的相关性。与原始颜色参数相比, 各颜色参数经过倒数变换之后与 SOC 呈正相关, 相较于其他变换形式, 颜色参数倒数和对数变换对提高相关性较好, 且倒数变换优于对数变换, 尤其是 $1/S$ 相比原始 S 的相关系数绝对值每组均增加了约 0.2。

2.5 SMC 与颜色参数对 SOC 预测的关联

基于相关性分析, 选取与 SOC 相关性较高的 27 个颜色参数作为变量, 分别在不同 SMC 下建立预测模型, 每组随机选取 32 个样本作为建模集, 16 个样本作为验证集。结果显示, 在干燥状态下

($SMC < 15\%$), 多数单变量颜色参数模型的 R^2 均大于 0.5, 预测能力较强 ($RPD > 1.4$), 仅 $R-B$ 、 $R-G$ 、 ExR 、 b^* 、 $1/b^*$ 、 $\ln b^*$ 、 S 和 $S+V$ 等少数参数的模型精度较低 ($R^2 < 0.5$)。

如图 5 所示, 随着 SMC 增加, 绝大多数颜色参数的单变量模型精度逐渐下降, RPD 减小, 模型稳定性降低, 但这种下降趋势并非与 SMC 增加成正比。相较其他颜色参数, $1/b^*$ 、 $\ln b^*$ 、 $1/S$ 和 $\ln S$ 4 个参数的单变量线性模型在高 SMC 下仍能保持较好的预测精度, 表明其对 SMC 干扰的抵抗能力较强。进一步分析发现, 14 个颜色参数 (R 、 G 、 L^* 、 V 、 $R-G$ 、 $R+G$ 、 $G-B$ 、 $1/R$ 、 $1/G$ 、 $\ln R$ 、 $\ln G$ 、 $1/L^*$ 、 $1/V$ 和 $\ln V$) 在 $SMC < 15\%$ 条件下的预测性能最佳, R^2 均大于 0.5, 而 $1/b^*$ 、 $\ln b^*$ 、 $1/S$ 和 $\ln S$ 在 $SMC \geq 15\%$ 时表现出较高的预测能力。同时, 相关性的变化也表明 SOC 与颜色参数之间的负相关关系不随 SMC 的增加而增加。SOC 的预测精度前 3 组 ($SMC < 15\%$) 下降趋势较小。因此, 基于本试验中建立的模型, $SMC=15\%$ 被确定为利用颜色参数预测 SOC 的临界含水量。所选颜色参数可作为最佳颜色指数, 用于进一步研究 SMC 对 SOC 预测的影响。

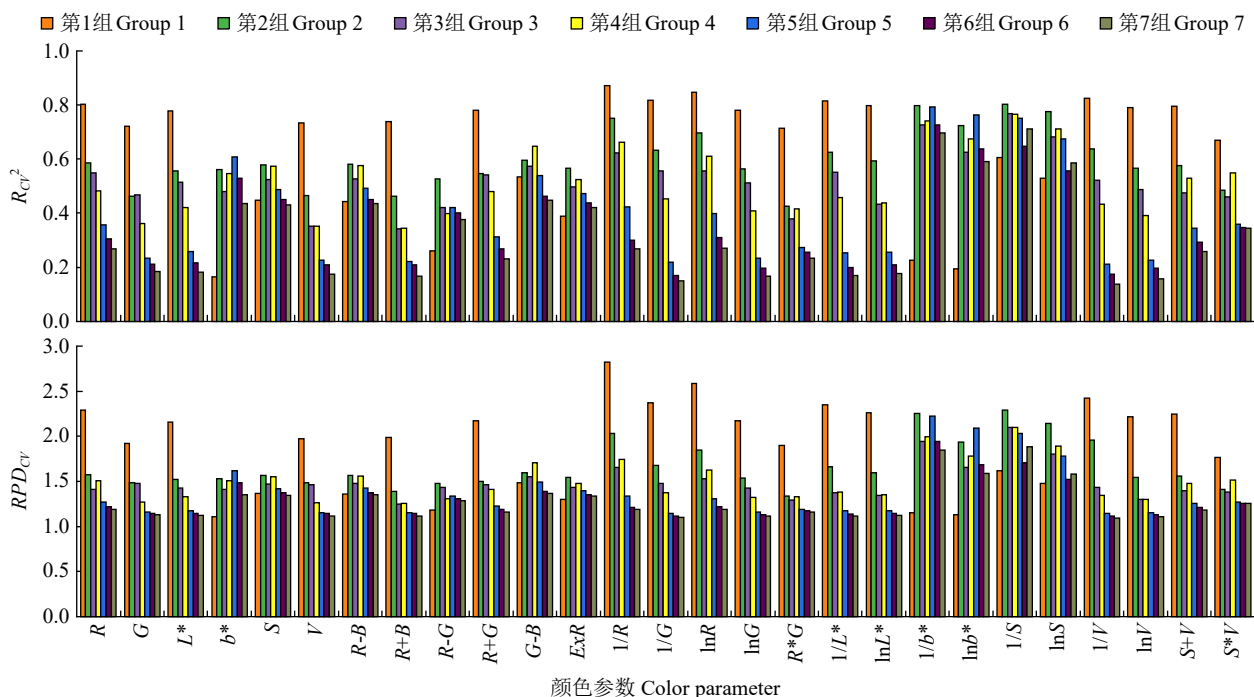


图 5 各颜色特征参数基于单变量线性回归模型各组 SOC 表现
Fig.5 SOC of each color feature parameter based on univariate linear regression model in groups

2.6 临界含水量与全组 SOC 预测模型的建立

为探索颜色参数与 SOC 的定量关系, 分别构

建基于临界含水量分组 ($SMC \leq 15\%$ 为干燥组, $SMC > 15\%$ 为湿润组) 和全组样本的预测模型。在

分组建模中,干燥组共包含 144 份土样图像,最佳颜色参数包括 R 、 G 、 L^* 和 V 等 14 个;湿润组共 192 份土样图像,最佳颜色参数为 $1/b^*$ 、 $\ln b^*$ 、 $1/S$ 和 $\ln S$ 。基于 27 种较优颜色参数构建不涉及 SMC 的全组模型,采用 MLR、SMLR 和 BP-ANN 3 种建模方法对样本的校正集与验证集进行分析,模型表现汇总于表 3。

表 3 临界含水量分组与全组 SOC 预测模型表现
Table 3 Performance of SOC prediction models for critical moisture content grouping and the entire group

组分 Group	建模方法 Model method	校正集 Calibration set			验证集 Validation set		
		R_c^2	$RMSE_c$	RPD_c	R_v^2	$RMSE_v$	RPD_v
干燥组 Dry group	MLR	0.630	1.249	1.612	0.560	1.401	1.525
	SMLR	0.659	1.170	1.720	0.595	1.310	1.576
	BP-ANN	0.829	1.139	1.768	0.713	1.266	1.687
湿润组 Moist group	MLR	0.627	1.221	1.669	0.653	1.307	1.570
	SMLR	0.634	1.241	1.642	0.655	1.293	1.587
	BP-ANN	0.815	1.180	1.727	0.720	1.116	1.838
全组 Entire group	MLR	0.641	1.228	1.675	0.672	1.204	1.658
	SMLR	0.754	1.270	1.620	0.689	1.377	1.449
	BP-ANN	0.793	1.271	1.618	0.710	1.499	1.415

根据模型结果分析,对于干燥组的校正模型,BP-ANN 模型表现最佳($R_c^2=0.829$, $RMSE_c=1.139$),而 MLR 表现最差($R_c^2=0.630$, $RMSE_c=1.249$)。相比 MLR,SMLR 通过剔除无意义变量提高了模型精度。验证集中,BP-ANN 模型($R_v^2=0.713$, $RMSE_v=1.266$)表现最优;而 MLR 的表现最差($R_v^2=0.506$, $RMSE_v=1.525$)。湿润组的建模结果显示,无论是校正集还是验证集,BP-ANN 均表现出最高的精度($R_c^2=0.815$, $R_v^2=0.720$, $RMSE_c=1.180$, $RMSE_v=1.116$),验证了其在处理复杂非线性关系方面的优越性。此外,湿润组 SMLR 模型筛选出的最佳变量为 $1/S$ 和 $1/b^*$,而 MLR 模型的预测精度较低。对于全组样本模型,基于 27 种较优颜色参数进行建模,结果显示 BP-ANN 依然表现最优($R_c^2=0.793$, $R_v^2=0.710$, $RMSE_c=1.217$, $RMSE_v=1.499$)。然而,与分组模型相比,全组模型精度和稳定性均有所下降。SMLR 在全组样本中的表现次之,但其引入的因子较少;MLR 模型的预测能力最差。

综合来看,基于临界含水量分组的预测模型有效提升了模型的精度和稳定性,特别是在 BP-ANN 模型中表现尤为突出,表明分组建模能更有效地捕

捉 SMC 差异对颜色参数与 SOC 关系的影响,优于全组建模。

为明确各组样本数据在各自最优颜色参数下的模型效果,根据相关性分析结合单变量建模结果,选出不同 SMC 下的最佳颜色参数(表 4)。

表 4 各组最优颜色参数
Table 4 Optimal color parameters of each group

分组 Group	最优颜色参数 Optimal color parameter
1	$R, G, L^*, V, R+B, R+G, G-B, 1/R, 1/G, \ln R, \ln G, R^*G, 1/L^*, \ln L^*, 1/S, \ln S, 1/V, \ln V, S+V, S^*V$
2	$R, L^*, b^*, S, R-B, R-G, R+G, G-B, ExR, 1/R, 1/G, \ln R, \ln G, 1/L^*, \ln L^*, 1/b^*, \ln b^*, 1/S, \ln S, 1/V, \ln V, S+V$
3	$S, R-B, G-B, \ln R, 1/b^*, \ln b^*, 1/S, \ln S$
4	$R, b^*, S, R-B, G-B, ExR, 1/R, \ln R, 1/b^*, \ln b^*, 1/S, \ln S, S+V, S^*V$
5	$b^*, G-B, 1/b^*, \ln b^*, 1/S, \ln S$
6	$b^*, 1/b^*, \ln b^*, 1/S, \ln S$
7	$1/b^*, \ln b^*, 1/S, \ln S$

分别建立基于各组不同 SMC 的 SOC 预测模型,模型表现如图 6 所示。根据图 6 可以看出,在各小组中利用最优颜色参数构建的预测模型中,随着 SMC 逐步升高,模型精度逐渐下降,SMC 较少时所构建的校正模型精度虽然高,但验证模型表现不稳定,模型精度低,均方根误差大。

综上所述,本试验在确定临界含水量上下利用各自最优参数构建的 SOC 预测模型是最优的,可以实现不同 SMC 下 SOC 的精准定量预测。

3 讨论

土壤颜色是反映土壤有机物质与矿物组成的重要指标^[17]。通常,SOC 含量越高则土壤颜色越暗^[4,18]。本研究表明,数码相机可有效提取土壤颜色参数,用于预测 SOC 含量。多数颜色参数随 SOC 含量增加而减小,与反射率呈显著负相关^[19]。在 RGB 颜色空间中,风干土壤对红光吸收最大,对蓝光吸收最小^[20-21]。此外, a^* 和 b^* 值与 SOC 含量呈正相关,这可能与铁氧化物等矿物质的调色作用有关^[22]。数学变换尤其是倒数对数变换对于提高颜色参数与有机碳的相关性效果最好^[23]。

SMC 是影响土壤颜色变化的关键因素。本研究发现,随着 SMC 增加多数颜色参数值逐渐降低,尤其在湿润条件下,水分子改变土壤颗粒孔隙结构,削弱光反射,使土壤颜色变暗^[21]。高 SMC 下,SOC 与颜色参数的相关性减弱较为突出。然而,经

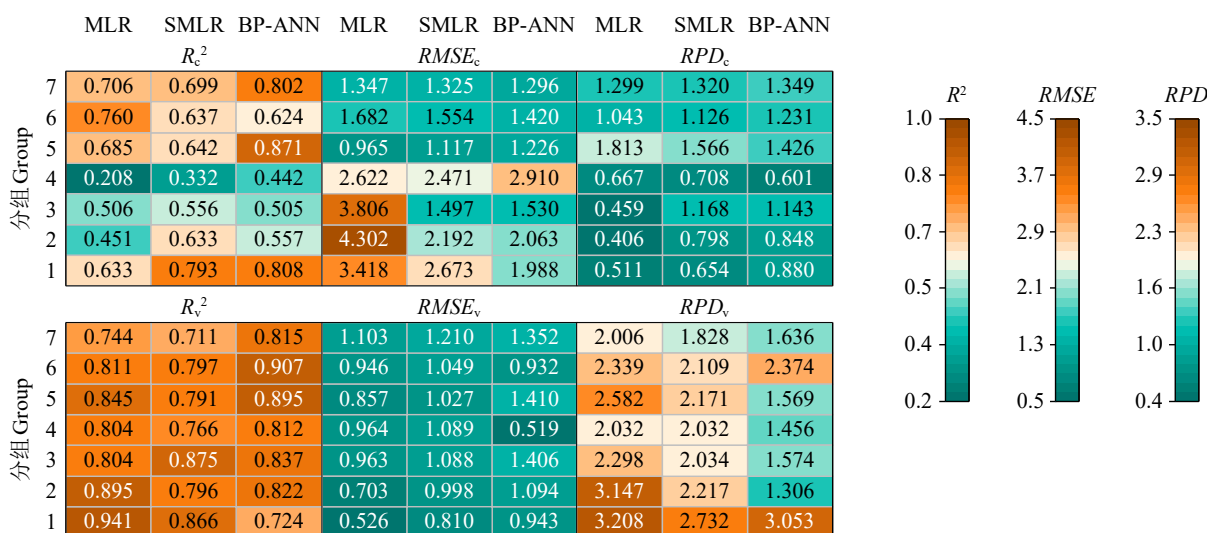


图 6 各组 SOC 最优颜色参数模型的表现
Fig.6 Performance of the optimal color parameter models for SOC in each group

数学变换（如倒数对数变换）处理后，可有效减少水分干扰，提高二者相关性。采用 1 mm 粒径的土壤进行测定，可保证颜色测定的准确性^[24]，为土壤颜色参数的标准化测定提供了依据。

本研究在不同 SMC 水平下，分别对土壤颜色参数进行统计分析，并综合运用相关性分析与建模分析方法，确定了临界土壤含水量以及该临界值上下对应的最佳颜色特征参数，最终构建了临界含水量上下的线性和非线性模型。试验确定的颜色参数预测 SOC 的临界含水量为 15%，该结果与 Nocita 等^[8]的研究一致。试验结果表明，在临界含水量范围内，水分变化对预测精度的影响较小。分组建模结果显示，干燥组和湿润组所构建的模型性能均优于全组模型。分组建模可提升预测精度，但模型的稳定性有所降低；而全组模型稳定性较好，但预测精度相对略低^[25]，这表明基于颜色参数的 SOC 预测模型在实验室和野外条件下均具备潜在应用价值。

MLR、SMLR 和 BP-ANN 3 种建模方法中，BP-ANN 表现最优。尤其在湿润条件下，其非线性拟合能力显著优于传统方法，验证了其对于复杂数据的适应性和良好的预测性能。BP-ANN 无需先验信息，能够处理非线性关系，在干燥组和湿润组的预测中均展现出较高的精度和稳定性。本研究进一步证实，BP-ANN 在不同 SMC 下的 SOC 监测中具有较好的表现，可为高精度 SOC 预测提供可靠支持。

4 结论

在低 SMC 下，SOC 与可见光反射率呈显著负

相关，即随着 SOC 含量升高，土壤反射率降低。其中， R 、 L^* 和 V 3 个颜色分量与 SOC 的相关性最为紧密。随着 SMC 上升，除 a^* 、 b^* 、 H 和 S 参数外，其余颜色参数均显著降低，且与 SOC 的相关性逐渐减弱，最终丧失相关性。合适的数学变换可有效降低 SMC 对颜色与 SOC 关系的影响，其中倒数变换在提升相关性方面效果最佳。经单变量回归分析可知，当 SMC 低于临界含水量（15%）时， R 、 G 、 L^* 和 V 等是 SOC 的最佳预测参数；当水分高于临界含水量时， $1/b^*$ 、 $\ln b^*$ 和 $1/S$ 等参数表现最优。BP 神经网络回归模型在不同 SMC 下均表现优异，能够较为精准地预测 SOC。

参考文献

- [1] 吕雪梅. 减水减肥对设施菜田黑土团聚体及土壤有机碳组成的影响. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2023.
- [2] Bruun S, Stenberg B, Breland T A, et al. Empirical predictions of plant material C and N mineralization patterns from near infrared spectroscopy, stepwise chemical digestion and C/N ratios. *Soil Biology and Biochemistry*, 2005, 37: 2283-2296.
- [3] Shi Z, Rossel R A V, Chen S, et al. Prediction of soil organic matter using a spatially constrained local partial least squares regression and the Chinese vis-NIR spectral library. *European Journal of Soil Sciences*, 2015, 66: 679-687.
- [4] 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. *Canadian Journal of Soil Sciences*, 2006, 86: 573-584.
- [5] Rossel R A V, Walter C. Towards a quantitative assessment of field soil organic carbon using proximally sensed digital imagery. *Congress of Soil Science*, 2002, 48: 1523.
- [6] Rossel R A V, Fouad Y, Walter C, et al. Using a digital camera to measure soil organic carbon and iron contents. *Biosystems Engineering*, 2008, 100(2): 149-159.

- [7] Aitkenhead M J, Donnelly D, Coull M, et al. E-SMART: environmental sensing formonitoring and advising in real-time. *Commun Technolgy*, 2013, 413: 129-142.
- [8] Nocita M, Stevens A, Noon C, et al. Prediction of soil organic carbon for different levels of soil moisture using Vis-NIR spectroscopy. *Geoderma*, 2013, 199: 37-42.
- [9] 双龙, 妮萨娜, 杜江, 等. 重铬酸钾氧化-外加热法测定化探土壤样品中有机碳含量. *安徽化工*, 2016, 42(4): 110-112.
- [10] 徐美姗, 徐海松, 王勇. 孟塞尔色序系统与 CIE1931 标准色度系统转换新算法. *光子学报*, 2007, 36(4): 650-654.
- [11] 郭耀东, 王飞, 董少杰, 等. 红葡萄酒 CIELAB 参数与花色素的主成分多元线性回归分析. *食品科学*, 2019, 40(18): 210-215.
- [12] 王惠文, 孟洁. 多元线性回归的预测建模方法. *北京航空航天大学学报*, 2007, 33(4): 500-504.
- [13] 秦小立, 叶露, 李玉萍, 等. 基于图像处理的作物营养诊断研究进展. *热带农业科学*, 2016, 36(9): 101-108.
- [14] Nawar S, Budden H, Hill J, et al. Estimating the soil clay content and organic matter by means of different calibration methods of vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. *Soil & Tillage Research*, 2016, 155(5): 510-522.
- [15] 李友坤. BP 神经网络的研究分析及改进应用. 淮南: 安徽理工大学, 2012.
- [16] 张培松, 孙毅明, 郭澎涛, 等. 基于数字图像分析技术的橡胶树叶片氮含量预测. *热带作物学报*, 2015, 36(12): 2120-2124.
- [17] 李春苗, 李敏. 土壤颜色与性状探讨//2013 年江苏省地基础联合学术年会论文集, 2013: 114-117.
- [18] 段祥石, 蒋端生, 蒋祖丰. 南岳山森林土壤颜色与有机质关系. *安徽农业科学*, 2015, 43(22): 80-82.
- [19] Aziz T M I, Islam R. Impact of long-term tillage and crop rotation on concentration of soil particulate organic matter associated carbon and nitrogen. *Pakistan Journal of Agricultural Sciences*, 2014, 51(4): 827-835.
- [20] Aitkenhead M J, Cameron C, Gaskin G, et al. Digital RGB photography and visible-range spectroscopy for soil composition analysis. *Geoderma*, 2018, 313: 265-275.
- [21] Stevens A, van Wesemael B, Bartholomeus H, et al. Laboratory, field and airborne spectroscopy for monitoring organic carbon content in agricultural soils. *Geoderma*, 2008, 144: 395-404.
- [22] Tian N, Wang Y X, Weng B Q, et al. Advances in estimating soil carbon storage. *Subtropical Agriculture Research*, 2010, 6(3): 193-198.
- [23] 吴才武, 杨越, 夏建新. 基于 RGB 的黑土有机质快速测定方法研究. *土壤通报*, 2016, 47(4): 853-859.
- [24] 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. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(4): 1222-1228.
- [25] 曾华俊, 明瑞星, 苏培娟, 等. 响应变量缺失下条件平均处理效应的 k 近邻核估计. *数学物理学报*, 2025, 45(3): 992-1012.

Effects of Soil Moisture on Digital Image Estimation of Soil Organic Carbon

Wang Ziyang, Jia Hao, Zhao Yu, Zhang Meijun, Feng Meichen, Wang Chao, Yang Wude

(College of Agronomy, Shanxi Agricultural University, Jinzhong 030801, Shanxi, China)

Abstract To explore the impact of soil moisture variation on the relationship between soil organic carbon (SOC) and color characteristic parameters, and to construct quantitative SOC prediction models based on color parameters, soil sample images under different soil moisture content (SMC) conditions were acquired by simulating continuous changes of farmland soil moisture to extract color characteristic parameters. Various mathematical transformation methods were employed to optimize these parameters. Combined with correlation analysis and regression models, the influence of soil moisture on the relationship between color characteristics and SOC was quantified, and SOC quantitative estimation models under different moisture conditions were established. The results indicated that SOC was significantly and negatively correlated with color characteristic parameters in RGB, HSV, and CIELab color spaces, with R , L , and V components showing the highest correlation. Reciprocal and logarithmic transformations enhanced these correlations. Soil moisture affected color component values; as SMC increased, most color parameter values decreased, and their correlation with SOC gradually weakened. Critical moisture contents were identified as SMC=15%. Color parameters such as $1/b^*$, $\ln b^*$, $1/S$, and $\ln S$ effectively mitigated the impact of moisture on SOC prediction models. Under different moisture conditions, the BP neural network regression model outperformed the linear regression model, demonstrating superior predictive capability. This study demonstrates that the color characteristic parameters of digital images can be effectively utilized for the quantitative analysis of SOC.

Key words Soil organic carbon; Soil moisture; Image processing technology; Color characteristic parameters; Quantitative relationship