基于数字图像颜色提取的土壤有机质预测研究

吴才武1,杨浩2,夏建新3*,常佳宁1,杨越1,张月丛1,成福伟1

1. 河北民族师范学院资源与环境科学系,河北承德 067000

2. 北京市社会科学院,北京 100101

3. 中央民族大学生命与环境科学学院,北京 100081

摘 要 有机质是土壤质量的重要判定标准,其快速测定可为精准农业的实施提供基本的数据支撑。传统 有机质测定法,通过野外取样,实验室化学分析,不仅费时费力,还效率低,完全不能满足现今社会发展对 土壤信息的大量需求。通过光谱仪测定土壤反射率建立有机质估测模型,可快速预测有机质含量,但光谱仪 价格较高,对操作环境要求严格,限制了其广泛应用。仅有 RGB 三波段的可见光传感器,相比光谱仪而言 不仅价格便宜,还易于操作,借助其诸多优势,通过定量获取土壤表面颜色信息,解决土壤有机质快速测定 问题,不管是从实用性还是经济性角度,都值得去探索研究。为验证可见光下提取数字图像颜色信息能快速 预测有机质的可行性和适用性,采用数码相机获取土壤表面颜色,分析土壤表面组成特点,确定最佳取样面 积,并比较不同土样制样标准(<1 mm 和<0.5 mm) 与有机质的相关性,同时选取相关性高的颜色变量, 通过回归分析,建立有机质预测模型。研究结果表明,以 950 pixel×950 pixel作为取样面积,可以较稳定获 取土样表面颜色,并减少边缘效应对取样结果的影响;对比<1 mm 和<0.5 mm 土样与有机质的相关性发 现, <1 mm 土样的 RGB 三波段与有机质的相关性更高, 适合作为土壤颜色获取时的制样标准。在 RGB 三 波段中, Red 波段表现了与有机质的最高相关性, 其相关系数为一0.70; 通过对 RGB 三波段进行数学变换 与超红(ExR)计算,可增加各颜色值与有机质的相关性,其中 ExR 指数表现了与有机质最高的相关性,其相 关系数为-0.86。单变量建模过程中,ExR 倒数模型获得了最好预测效果;多变量建模时,各颜色标准差参 与建模, 使颜色信息描述更为全面, 明显提高了模型的预测精度, 获得了最好的建模效果, 其 R²=0.80, RMSE=0.51, 检验结果 R_{val}^2 =0.84, RMSE_{val}=0.54, 能较好反应研究区有机质变异特点。通过黑土检验所 建模型的预测效果, 仅单变量 Red 波段模型表现出较好预测结果, 其检验结果表明红波段是有机质较为敏 感波段,在不同土类中具有通用性。虽然研究中所建模型难以扩展到对其他土类的预测,但对同类土壤预测 效果表明,数码相机作为颜色定量获取的工具,具有实现快速预测土壤有机质的潜力。

关键词 数码相机; 土壤颜色; 土壤有机质; 超红 中图分类号: TP722.4 文献标识码: A DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)04-1222-07

引 言

土壤有机质作为土壤的重要组成部分,对土壤结构的形成和质量的改善具有决定性作用^[1]。了解其动态变化特征, 是进行土壤肥力监测,实现精准农业,保证农业可持续发展的基本条件。随着对土壤有机质信息的大量需求,传统野外取样,实验室化学分析,虽然测定精度高,但效率低,还污 染环境, 难以满足现今农业发展对数据的实时需求^[2]。虽然 通过光谱仪测定土壤反射率建立有机质估测模型, 可快速测 定有机质含量^[3-4], 但光谱仪价格较高, 专业操作性强, 因而 在一定程度上限制了其广泛运用^[5]。然而基于土壤有机质变 化对整个生态系统碳循环的稳定性以及对农业生产的重要 性^[6], 探索一种能实现有机质快速测定,并且低成本、易操 作的方法显得越来越重要。

现今数字技术的发展,在为土壤颜色定量化描述提供便

收稿日期: 2018-02-23, 修订日期: 2018-06-11

基金项目:国家水体污染控制与治理科技重大专项(2017ZX07101002),河北省高等学校科学研究计划项目(QN2016308),承德市科学技术 研究与发展计划项目(20155004)和河北省自然科学基金项目(C2015101020)资助

作者简介:吴才武,1984年生,河北民族师范学院资源与环境科学系博士研究生 e-mail: mucwcw@163.com

捷方法的同时,也为实现土壤有机质的快速测定提供了一种 可洗涂径,并且已有相关研究在根据有机质是导致土壤变暗 的最主要因素的基础上^[7],通过以数码相机作为便携式工 具, 获取土壤表面颜色信息, 初步探究土壤有机质与其之间 的定量关系,并建立相关预测模型[8-11]。虽然相比光谱仪而 言, 数码相机有价格低廉、便携、操作方便和拍摄环境随意 性等诸多优点,然而在通过数码相机获取土样表面数字图像 时,由于土样表面的非均一性以及不同颗粒组成所产生的不 同反射率[12-13],造成同一土样表面不同像素点之间存在较大 颜色波动,因而在数字图像颜色提取时如果不考虑其影响, 通过随意取样来代表土样表面实际颜色值,势必增加取样误 差,影响预测的精度。因此在以往探究有机质影响土壤颜色 的基础上,系统分析土样表面组成特征,尝试以不同取样面 积,不同制样标准以及相关颜色变量来建立有机质预测模型 的可行性,从而为有机质与颜色之间的进一步研究,提供基 本的理论与数据支撑。

1 实验部分

1.1 研究区概况

如图 1 所示,研究区位于河北省坝上地区。坝上不仅是 我国北方半湿润农区与干旱、半干旱牧区的过渡地带,也是 内陆流域与外流域的交接带,范围包括张家口市的沽源县、 张北县、康保县的全部以及尚义县、承德丰宁县与围场县部 分地区 (41°00′—42°20′N,114°35′—116°45′E),海拔多在 1 200~1 500 m之间,地势相对较高,总面积 18 967 km²。 全年大风日频繁,年平均气温 2.8 °C,最冷与最热月平均气 温分别为—18.6 和 17.6 °C,年无霜期 80~110 d,易产生霜 冻害。区域内无客水,春冬易干旱,全年蒸发量(1 500~ 2 000 mm)远大于降水量(400 mm),其中 70%降雨集中于 6 月—9 月。该区主要土壤为栗钙土,结构松散、质地较粗,相 对肥力较低。



Fig. 1 Location of the study area and spatial pattern of soil sampling

1.2 土样采集

根据研究区气候特点,即每年四月积雪融化完,地表呈 裸露状,适合土样的采集。本研究于 2016 年 4 月—9 月期 间,通过五点法,采集研究区表层土壤(0~20 cm),混匀后 四分法装袋,并对土样周围环境拍照,同时使用 GPS 记录所 采样点的经纬度,共采集土样 179 个(如图 1)。土样在实验 室经风干处理后,主要分为两部分。一部分作为颜色测定使 用,另一部分过 80 目筛采用重铬酸钾容量法对其测定有机 质含量。

土样风干后,观察与测试发现由于土样质地较粗等原因,一部分土样风干后难以聚集成块,大部分呈散状分布, 并且不经磨碎就能全部通过2mm土壤筛。为了统一制样标 准,减少因颗粒不同造成的实验误差,在测试散状土样通过 1mm土壤筛的截留基础上,确定以1mm过筛更为合理,同 时为了比较不同颗粒制样对预测结果的影响,分别对每一土 样过1和0.5mm土壤筛,制成两种不同颗粒土壤样品,以 备颜色测定使用。

1.3 土样表面颜色的测定

使用分辨率为 2230 万像素的 CannonEOS5D 数码相机, 获取土样表面数字图像。通过三脚架固定数码摄像机,使其 镜头垂直向下,并观察相机显示屏,调整镜头与土样的位 置,确保土样尽可能处于照片中央。调整后,镜头到土样的 距离为 0.4 m。由于相机不具有人眼的恒常性,光强的不均 一性和不稳定性,容易出现同物异谱和同谱异物现象。因此 为了保证样本之间的可比性,拍摄之前在境头前加装环形光 源(色温5500K),以此保证各样点之间所受光强相同,并 且在环形光源亮度达到稳定时,通过数字光度计记录当时光 强,从而便于确保所有土样都在相同光照环境下拍摄。此 外,为了获得更真实物体颜色,防止图像偏色,在光强稳定 时,通过使用18% X-Rite 灰卡手动设置白平衡,从而保证每 次拍摄都在相同参数环境下获得土样真实色彩。在手动设置 白平衡环境下,通过多次对相机曝光效果测试,确定 f/22 和 ISO-200 更适合颜色的获取。在拍摄过程中,为了便于后期 处理过程中对软件的兼容性,选择"ipeg"作为图像储存格式, 并设置其分辨率为 5 760×3 840 pixel。

1.4 取样面积分析

获取土样表面数字图像时,由于土样表面的非均一性以 及不同土壤颗粒对光反射的差异,造成土壤表面颜色组成的 多样性。因而当对土壤表面颜色测定时,会出现多种组合表 面,使得土样表面局部颜色波动大,不利于土样表面颜色的 选取。为了获得能代表土样表面最真实的颜色值,减少取值 误差,通过统计采样区有机质的平均值和中值,初步判断有 机质变异程度,同时对其进行直方图统计分析,从整体上确 定研究区有机质的分布状况。根据研究区有机质均值(2%左 右)及其主要分布区间(0.5%~5%,其中4%~5%仅有少量 分布),以1%左右为标准,土样被分成0~1%,1%~2%, 2%~3%和3%~5%四个区间,并分别随机在不同区间选取 一个土样,以所选四个土样代表不同有机质分布区间作取样 面积分析。每一土样以50×50 pixel 为间隔,从50×50 pixel 到1350×1350 pixel 分别取样,分析其变异系数变化特点, 并对不同取样面积进行方差分析,从而确定最佳取样面积。

1.5 颜色提取与处理

通过 MATLAB 2012 软件编写相关程序,根据最佳取样

面积,分别提取土样表面平均 RGB值,同时对 RGB值进行 相应倒数和对数变换。由于土样表面 RGB值总体呈正态分 布(如图 3),并且均值相同的两样本,由于标准差不同,其正 态分布形态也不一样。因而对于土样表面最终颜色的形成, 实际受到均值和标准差的共同影响。为了更加全面描述土壤 颜色信息,在提取土样 RGB平均值时,分别统计每一灰度值 的标准差(Std_{red}, Std_{green}, Std_{blue}),以此作为后期建模的可选 变量。由于本研究样本 Red 波段灰度值最大,使用超绿和超 红计算方法,均产生负值,不利于数据的统计分析。因此本 研究根据其计算方式,衍生出适合本研究的超红计算公式

ExR = 2R - G - B

式中 ExR 指超红, R 指红波段灰度值, G 指绿波段灰度值, B 指蓝波段灰度值。

1.6 模型的建立与检验

将原始采样数据,分为建模数据集和验证数据集。从 179个土样中,随机选取95个土样作为建模数据集。对于剩 下的84个土样,为了真实反映模型检验的稳定性,从中随机 选取30个作为验证数据集。所选数据集的最大值、最小值、 均值和方差,分别为6.34%,0.54%,2.32%和1.43。

根据统计分析,分别选取与有机质相关性高的变量,通 过线性回归分析,建立有机质预测模型,并从模型的稳定性 和预测结果的准确性二个方面,对所建模型进行比较。模型 的稳定性和准确性,分别采用决定系数 R² 和均方根误差 RMSE (root mean square error)检验。对于预测能力较好的 模型,一般有较高 R² 和低 RMSE。R² 越大,模型越稳定,可 靠性越高。而 RSME 越小,预测结果越准确。 式中: u_i 为有机质实测值, \hat{u}_i 为模型估算值,n为建模样本数。

2 结果与讨论

2.1 不同取样面积的统计分析

图 2 是有机质含量分别为 0.54%, 1.61%, 2.70% 和 4.50%的土样,从50×50 pixel到1350×1350 pixel分别取 样时,其变异系数变化趋势。整体上变异系数在50×50 pixel 到 950×950 pixel 之间, 波动较大。而当取样面积达到 950× 950 pixel 后, 变异系数整体变化较为平缓, 差异较小。为确 定 950×950 pixel 后,不同取样面积之间是否存在差异,分 别对 950×950 pixel 到 1 350×1 350 pixel 区间进行方差分 析,其结果表明当从 950×950 pixel 变化到1 250×1 250 pixel时,三波段差异并不显著(p>0.1),而仅当取样面积达 到1300×1300 pixel 时才存在显著差异(p<0.05)。分别统 计取样面积从 950×950 pixel 到 1 250×1 250 pixel 时, RGB 值与有机质之间的相关性变化,结果表明随着取样面积的变 化,有机质与RGB的相关性几乎不变。虽然随着取样面积的 增加,变异系数逐渐变小,颜色取值更加稳定,但大面积取 样时,由于土样表面组成的多样性,其包含更多影响取值的 不定因素,而且随着取样面积的增大,土样周围的边缘杂光 会对土壤颜色取值产生影响。因而为了保证取样面积既处于 土样中间区域,又能稳定反应土样真实色彩值,还不受边缘 效应对颜色取样的影响,确定以 950×950 pixel 作为最佳取 样面积。



图 2 不同取样面积的变异系数

Fig. 2 Coefficient of variation of RGB values for different sampling areas

2.2 有机质与不同颜色值的相关性

表1是不同颜色与有机质的相关性。对于原始 RGB 值, 三波段与有机质之间表现了高的相关性,其中 Red 与有机质 相关性最高,相关系数为-0.70。通过倒数、对数以及超红 变换,明显增加了与有机质的相关性,其中倒数变换优于对 数变换,并且超红指数表现出了与有机质最好的相关性,相 关系数达-0.86。整体上<1 mm 的土样与有机质的相关性 高于<0.5 mm 的土样。

图 3 是<1 与<0.5 mm 土样表面的灰度直方图。整体 上两种土样表面灰度值形态差异较小,颜色变化不显著。而 由于颗粒越小,表面积越大,反射率越高,相比<1 mm 土 样,<0.5 mm 土样相对灰度值更大。

表 1 不同颜色值与有机质的相关性(p<0.001)

 Table 1
 Correlation coefficients between different color values and SOM

颗粒大小/mm	参数	原始值	倒数	对数
	Red	-0.70	0.75	-0.73
<1	Green	-0.55	0.61	-0.59
<1	Blue	-0.40	0.45	-0.43
	ExR	-0.86	0.88	-0.88
	Red	-0.69	0.74	-0.72
<0 F	Green	-0.54	0.60	-0.58
<0.5	Blue	-0.40	0.44	-0.42
	ExR	-0.85	0.87	-0.87



图 3 不同制样标准的灰度直方图

Fig. 3 Histogram of image gray values for different sample preparation standards

Table

2.3 变量选取与建模

根据相关性分析结果,选择相关性高的变量,通过一元 线性回归和多元线性逐步回归,建立有机质预测模型,其预 测结果如表 2。单变量预测模型中, ExR 倒数变量所建立的 预测模型,获得最好建模效果,其 $R^2 = 0.75$, RMSE=0.57, 检验结果 $R_{val}^2 = 0.83$, RMSE_{val} = 0.56, 其回归模型为 SOM =364.42/ExR-2.55。多变量建模过程中,以各 RGB标准 差作为协变量参与建模,所建模型获得比单变量更好的预测 效果,其 R^2 和 RMSE 分别为 0.80 和 0.51,检验结果 R^2_{val} 和 RMSE_{val}分别为 0.84 和 0.54(如图 4), 其回归模型为 SOM= 1 000.70/Red = 258.30/Blue = 0.40Std_{red} = 0.33Std_{blue} = 1.33,能较好反应研究区有机质变异特点。对于整体预测效 果而言, <1 mm 预测结果优于<0.5 mm。虽然在多变量建 模过程中,两类土样获得相同建模效果($R^2 = 0.80$, RMSE= 0.51), 而在模型验证时, <0.5 mm 验证结果($R_{val}^2 = 0.79$, RMSE_{val} = 0.63) 差于 < 1 mm (R_{val}^2 = 0.84, RMSE_{val} = 0.54),可见<1 mm 所建立模型整体稳定性更高,适合土样 的后期处理。

	表 2	不同颜色模型的检验参数	
2	The va	lidated result of different color mode	l

颗粒	赤 目	建模数据集		验证数据集	
大小/mm	受重	R^2	RMSE	$R_{ m val}^2$	RMSE_{val}
	1/Red	0.53	0.77	0.61	0.85
	1/Red, 1/Blue	0.76	0.55	0.85	0.53
<1	ln(Red), ln(Blue)	0.75	0.57	0.84	0.54
	ExR	0.69	0.62	0.80	0.61
	1/ExR	0.75	0.57	0.83	0.56
	ln(ExR)	0.73	0.59	0.83	0.55
	Red, Blue, Std _{red}	0.74	0.58	0.85	0.53
	$1/\text{Red}\text{, }1/\text{Blue}\text{, }\text{Std}_{\text{red}}\text{, }\text{Std}_{\text{blue}}$	0.80	0.51	0.84	0.54
<0.5	1/Red	0.52	0.78	0.55	0.91
	1/Red, 1/Blue	0.74	0.57	0.81	0.59
	ln(Red), ln(Blue)	0.74	0.58	0.81	0.59
	ExR	0.69	0.63	0.78	0.64
	1/ExR	0.73	0.58	0.80	0.60
	ln(ExR)	0.72	0.59	0.81	0.59
	Red, Blue, Stdred	0.74	0.57	0.83	0.56
	1/Red, 1/Blue, Std _{red} , Std _{blue}	0.80	0.51	0.79	0.63



2.4 不同土类有机质预测结果

为了检验所建模型的适应性与扩展性,选取 25 个黑土 样,制成<1 mm 土样,其最大值、最小值、均值和方差分别 为 6.50%,0.60%,2.42%和 1.09。检验结果如表 3。对于 单量和多变量模型,仅有单变量 Red 倒数预测模型,对黑土 检验效果最好,其 *R*²_{black}=0.84, RMSE_{black}=0.41,能较好检 验黑土数据集的变异性。而其他模型,虽对研究区土样检验 效果较好,但无法预测黑土有机质含量。

表 3 不同颜色模型对黑土的检验参数 Table 3 The validated result of different color model for black-soil

颗粒 大小/mm	亦具	验证数据集			
	文里	$R_{ m val}^2$	RMSE_{val}	$R_{ m black}^2$	RMSE _{black}
<1	1/Red	0.61	0.85	0.84	0.41
	1/Red, 1/Blue	0.85	0.53	0.58	0.67
	ln(Red), ln(Blue)	0.84	0.54	0.53	0.71
	ExR	0.80	0.61	0.29	0.86
	1/ExR	0.83	0.56	0.19	0.92
	$\ln(ExR)$	0.83	0.55	0.32	0.85
	Red, Blue, Std _{red}	0.85	0.53	0.04	1.00
	$1/\text{Red}\text{, }1/\text{Blue}\text{, }\text{Std}_{\text{red}}\text{, }\text{Std}_{\text{blue}}$	0.84	0.54	0.47	0.75

红波段作为两类土壤中与有机质相关性最高波段^[15], 使其所建模型扩展到不同土类时,获得了较好预测能力。然 而由于黑土适合建模颜色参数为 Red 和 Green^[11],因而在多 变量模型中以 Red 和 Blue 建模,必然导致模型稳定性差,预 测结果不理想。

有机质降低土壤反射率,使土壤整体偏暗¹⁶。通过数码 相机获取土壤表面颜色信息,建立有机质预测模型,获得了 较好预测效果。Red 波段与有机质的相关性最高,这 与以往研究土壤光谱时,确定对有机质影响较大波段为 600~800 nm 的研究结果相一致^[17-18]。当相机距离固定,参数设置完成后,土壤颜色主要受到有机质和表面颗粒不均一性的影响。由于颗粒大小不一样,对光的反射也不同,非均一颗粒表面,会产生不同的颜色值,进而取样面积的合理性将会直接影响预测结果的精度^[19-20]。虽然通过大面积取样,可以保证颜色取样值的相对稳定性,但是大面积取样后,由于土壤表面组成的多样性,造成取样数据中包含更多颜色噪声,即颜色灰度区间范围更大。同时取样面积不一样,即使均值相同,标准差也会有差异,因而在表示完整土壤颜色信息时,均值和标准差同时考虑,可综合表达颜色影响因素。因此标准差作为变量参与建模时,显著提高了模型的预测精度。

颗粒越小,表面积越大,对光的反射越强,反之亦然。 本研究中<1 mm 土样相比<0.5 mm 土样,由于其组成颗粒 相对更大,因而各颜色平均灰度值相对更小。对于 8 bit 图像 储存格式,各颜色灰度取值区间为 0~255,因而对于相同土 样,灰度取值更偏向中间时,有利于颜色变化后有充足的空 间表现不同样本之间的灰度差异。而越小的颗粒,由于对光 的反射更强,导致土壤表面整体偏亮,相关 RGB 取值偏大, 从而使灰度值变化范围相对被压缩,导致在一定程度上降低 了样本与样本之间的差异。因此相比<0.5 mm 土样,<1 mm 土样灰度值取值范围相对更大,获得了更好的预测效 果。然而制样颗粒越小,土壤表面更易平整与均一,颜色相 对更聚集,进而减小了颜色的波动性,增强了信噪比。由于 仅对比了两种不同土样,对于制样颗粒进一步减小,表面颜 色取值更集中时,是否能产生更好的预测效果,有待进一步 研究。

3 结 论

数码相机获取的 RGB 三波段,表现了与有机质高的相 关性,其中 Red 波段与有机质的相关性最高,相关系数为一 0.70。通过对 RGB 倒数和对数变换,可增强其与有机质之间 的相关性。相比<0.5 mm 土样,<1 mm 土样所建立模型的 预测效果更好,适合对土壤颜色的测定,其多变量线形回归 模型 R² 和 RMSE 分别为 0.80 和 0.51,验证 R²_{eal}和 RMSE_{val} 分别为 0.84 和 0.54,能较好反应研究区有机质变异特点。 采用黑土检验模型预测能力,除单变量 Red 波段建立模型的 预测效果较好外,其他模型均不理想。不同土类预测结果表 明,红波段是土壤中有机质的敏感波段,在不同土壤中具有 通用性。虽然研究中所建模型难以扩展到对其他土类的预 测,可能需要针对不同土类建立不同模型,但数码相机价格 便宜,易于操作,通过获取土壤表面颜色,可为研究有机质 的快速测定提供一种可选方法。

References

- [1] McBratney A B, Stockmann U, Angers D A, et al. Soil Carbon. Progress in Soil Science. Springer, Cham, 2014.
- [2] Rossel R A V, Webster R. European Journal of Soil Science, 2012, 63(6): 848.

- [3] Reeves JB III. Geoderma, 2010, 158(1-2): 3.
- [4] FANG Shao-wen, YANG Mei-hua, ZHAO Xiao-min, et al(方少文,杨梅花,赵小敏,等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2014, 51 (5): 1003.
- [5] Stiglitz R, Mikhailova E, Post C, et al. Geoderma, 2017, 286: 98.
- [6] Adhikari K, Hartemink A E. Geoderma, 2016, 262: 101.
- [7] Gelder B K, Anex R P, Kaspar T C, et al. Soil Science Society of America Journal, 2011, 75(5): 1821.
- [8] Gregory S D L, Lauzon J D, O'Halloran I P, et al. Canadian Journal of Soil Science, 2006, 86(3): 573.
- [9] ViscarraRossel R A, Fouad Y, Walter C. Biosystems Engineering, 2008, 100(2): 149.
- [10] LIU Chao, YUAN Man, ZHUANG Wen-hua, et al(刘 超,袁 满,庄文化,等). China Sciencepaper(中国科技论文), 2015, 10(9): 1071.
- [11] Wu Caiwu, Yang Yue, Xia Jianxin. Archives of Agronomy and Soil Science, 2017, 63(10): 1346.
- [12] Kirillova N P, Kemp D B, Artemyeva Z S. European Journal of Soil Science, 2017, 68(4): 420.
- [13] Soriano-Disla J M, Janik L J, Viscarra Rossel R A, et al. Applied Spectroscopy Reviews, 2014, 49(2): 139.
- [14] SHEN Bao-guo, CHEN Shu-ren, YIN Jian-jun, et al(沈宝国,陈树人,尹建军,等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2009, 25(6): 163.
- [15] Liu H J, Zhang Y Z, Zhang B. Environmental Monitoring and Assessment, 2009, 154: 147.
- [16] Viscarra Rossel R A, Walter C, Fouad Y. Assessment of Two Reflectance Techniques for the Qantification of the Within-Field Spatial Variability of Soil Organic Carbon. Precision Agriculture, 2003. 697.
- [17] SUN Ning, CHANG Qing-rui, LIU Meng-yun, et al(孙 宁,常庆瑞,刘梦云,等). Journal of Northwest Forestry University(西北林 学院学报), 2011, 26(1): 56.
- [18] XU Bin-bin(徐彬彬). Soils(土壤), 2000, 32(6): 281.
- [19] Mouazen A M, Maleki M R, Baerdemaeker J D, et al. Soil & Tillage Research, 2007, 93(1): 13.
- [20] Waiser T H, Morgan C L S, Brown D J, et al. Soil Science Society of American Journal, 2007, 71(2): 389.

Study on Prediction of Soil Organic Matter Based on Digital Image Color Extraction

WU Cai-wu¹, YANG Hao², XIA Jian-xin^{3*}, CHANG Jia-ning¹, YANG Yue¹, ZHANG Yue-cong¹, CHENG Fu-wei¹

- 1. Department of Resource and Environmental Sciences, Hebei Normal University for Nationalities, Chengde 067000, China
- 2. Beijing Academy of Social Sciences, Beijing 100101, China
- 3. College of Life and Environmental Sciences, Minzu University of China, Beijing 100081, China

Abstract As an important criterion for determining soil quality, the rapid determination of soil organic matter (SOM) can provide basic data support for the implementation of precision agriculture. Traditional determination method of SOM, through field sampling and laboratory chemical analysis, not only time-consuming and laborious, but also inefficient, cannot meet the largescale demand for soil information in current social development. Although the prediction model of SOM can be established based upon the characteristics of spectral reflectance of soil affected by SOM to realize the rapid prediction for SOM, the spectrometer is of high price and strict operation environment, which limits its wide application. Then visible-light sensor with RGB is cheap and easy to operate. Therefore it is worth exploring and studying the rapid determination of SOM from the perspective of practicality and economy, with the help of many advantages of visible-light sensor. Therefore, in order to verify the feasibility and applicability of extracting color information of digital images for fast prediction of SOM, the paper uses a digital camera to obtain the soil surface color information, analyses the characteristics of soil surface composition, determines the optimal sampling area, compares the correlation between different sample preparation standards (<1 mm and <0.5 mm) and SOM, selects the high correlation of color variables, and establishes the prediction model of SOM through regression analysis. The results show that the 950×950 pixel as the sampling area can obtain the color of the soil surface more stably and reduce the influence of the edge effect on the sampling result. In the correlation analysis between the soil samples <1 mm and <0.5 mm and SOM, the RGB bands of <1 mm soil samples have a higher correlation with SOM and are suitable as sample preparation standards for soil color acquisition. In the three bands of RGB, the red band showed the highest correlation with SOM, with a correlation coefficient of -0.70. The correlation between color and SOM was enhanced by the mathematical transformation of the RGB band and the excessred (ExR) calculation, in which the ExR index shows the highest correlation with SOM with a correlation coefficient of -0.86. In a single variable modeling process, the best predictive effect is obtained by ExR reciprocal model. In the multivariable modeling, the standard deviations of each color were involved in the modeling, which causes the color information description to be more comprehensive, and the best modeling results are obtained that can better reflect the variation of SOM within the study area, its $R^2 = 0.80$, RMSE = 0.51, the validation result $R^2_{val} = 0.84$, RMSE_{val} = 0.54. Based on the prediction results of the model for black soil, only the single-variable red band model shows a good prediction effect, and the test results show that the red band is a sensitive band of SOM and has its universality in different soil types. Although the model built in this study cannot be extended to predict other soil types, the prediction of the same soil shows that the digital camera, as a quantitative color imetric tool, has the potential to rapidly predict SOM content.

Keywords Digital camera; Soil color; Soil organic matter; Excess red

(Received Feb. 23, 2018; accepted Jun. 11, 2018)

* Corresponding author

本刊声明

近期以来,一些不法分子假冒《光谱学与光谱分析》期刊社名义,以虚假网站等形式欺骗广大作者、读者。这些虚假网站 公然假冒《光谱学与光谱分析》期刊名义进行大肆的征稿并骗取作者的审稿费和版面费。经部分作者及读者举报,现有关部门 已就此介入调查。我刊将通过法律途径向假冒者追究相应的责任,维护本刊权利。

本刊官方网站已正式开通, 网址为

http://www.gpxygpfx.com/

在此郑重声明,本网址为《光谱学与光谱分析》期刊唯一开通运行的官方网站。本刊从未授权任何单位或个人以任种形式(包括网上网下)代理本刊征稿、审稿等项业务。

希望广大读者和作者切实维护好自身的合法权益,防止受骗上当。

《光谱学与光谱分析》期刊社 2019年3月15日