

应用伽马射线和可见近红外光谱测定土壤容重*

王晓晴¹ 孙孝林^{1, 2†} 王会利³

(1 中山大学地理科学与规划学院, 广东省城市化与地理环境空间模拟重点实验室, 广州 510275)

(2 土壤与农业可持续发展国家重点实验室(中国科学院南京土壤研究所), 南京 210008)

(3 广西壮族自治区林业科学研究院, 南宁 530002)

摘要 现有的土壤容重测定方法存在诸多不足, 不能满足快速发展的精准农业、生态环境模拟、土壤碳储量估算等对大量、准确容重数据的需求。鉴于此, 有研究提出 γ 射线衰减与可见-近红外并用测定土壤容重的方法, 并成功地将该方法应用于土壤碳储量估算中, 得到了较好的应用结果。为了检验该方法在我国南方丘陵区土壤容重测定上的准确性和适用性, 本研究采集了广西南宁丘陵区的土壤样品, 使用该方法计算出土壤容重, 并与传统环刀采样烘干称重法的容重结果进行比较。结果表明, 两者测定的土壤容重具有较高的回归决定系数, R^2 可达0.92, 且两者间的均方根误差较低, 仅占土壤容重平均值的4.48%。因此, 本研究认为, γ 射线衰减与可见-近红外并用测定土壤容重在我国南方丘陵区有较好的准确性和适用性。

关键词 土壤容重; γ 射线衰减; 可见近红外光谱

中图分类号 K903 **文献标识码** A

土壤容重是土壤质地和孔隙状况的综合反映^[1], 决定着土壤的物理条件和多项生态、环境功能, 例如调节溶质和气体流动、影响土壤与环境间交换的界面、影响植物生长等^[2]。特别是在当前全球气候变化的大背景下, 它是土壤碳储量估算的重要参数, 对土壤碳储量、固碳潜力等的估算有重要影响^[3]。因此, 土壤容重在农业、环境、气候变化研究等多个方面均具有重要意义。

目前, 国内外研究学者测定土壤容重时通常采用环刀取样后烘干称重的方法^[4-6]。其他方法还有蜡封法、水银排除法、填砂法、排水法等, 即用已知体积的水、沙或泡沫填补土样取走后的空隙体

积, 或者用防水物质(例如石蜡)涂抹土块再排水从而测定土样的体积, 最后称重烘干土样来计算容重^[4]。这些直接测定容重的方法存在着人力、物力花费高而效率低、破坏性大等缺点。为此, Petrovic等^[7]提出用计算机断层扫描(computed tomography, CT)技术间接估算土壤容重, 即用X射线对土壤进行断面扫描并利用X射线穿透土壤后的衰减特征作为容重计算的依据。尽管该方法具有较高的精度, 但所用到的CT扫描仪价格昂贵, 并不适应大规模的普及应用, 也不能应用于野外快速、无损分析。此后, Rossi等^[8]利用三维激光扫描仪对土样进行扫描, 然后分析三维土壤图像来间

* 国家自然科学基金项目(41771246)、土壤与农业可持续发展国家重点实验室基金项目(Y20160004)、中央高校基本科研业务费专项资金项目(161gpy07)资助 Supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 41771246), State Key Laboratory Foundation of Soil and Agricultural Sustainable Development (No. Y20160004), Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 161gpy07)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: sun_xiaolin@yahoo.com

作者简介: 王晓晴(1994—), 女, 广东广州人, 硕士研究生, 主要从事数字土壤制图研究。E-mail: im.wxq@foxmail.com

收稿日期: 2018-08-31; 收到修改稿日期: 2018-10-29; 优先数字出版日期(www.cnki.net): 2018-12-10

按计算容重。该方法虽然仪器设备花费较低,但仍需人力挖取土块,且三维土壤图像的分析耗时较长,因此也未能实现野外快速、无损分析土壤容重。此外,也有研究提出使用伽马(γ)射线法(双放射源)来测定土壤容重,然而由于放射仪器比较特殊且需要防护设施,不易广泛使用^[1, 9-10]。除了利用仪器之外,一些研究人员还开发土壤转换函数(pedotransfer functions, PTF)来间接计算土壤容重。该方法模拟土壤有机碳、机械组成等土壤属性与容重之间的定量关系来预测容重^[11-12],为土壤样品采集困难地区提供了比较可行的方法。但该方法的主要缺点之一是依赖其他土壤属性,因而在缺乏这些土壤属性的地区不能使用。同时,该方法的误差也较大。

可见,现有的多种土壤容重测定方法由于诸多不足而不能实现快速、无损分析,难以满足快速发展的精准农业、生态环境模拟、土壤碳储量估算等对大量、准确容重数据的需求。鉴于此,Lobsey和Rossel等^[2, 13-14]根据物质吸收 γ 射线满足朗伯-比尔定律的原理,建立了利用 γ 射线传感器测定原状土容重,可见-近红外光谱传感器测定原状土水分,并用于校正前者的容重测定方法。他们的研究结果表明该方法的准确度与环刀法接近,可用于土壤碳储量的估算中;同时,他们还将 γ 射线传感器和可见-近红外光谱传感器集成后,用于测定包括土壤容重在内的多种土壤属性,实现了野外快速、无损的土壤容重分析^[2, 13-14]。然而,Lobsey和Rossel^[2]也指出,该方法的准确性还受其他因素如砾石含量的影响。此外,由于土壤近地传感器研究中普遍存在着区域土壤异质性问题,如同物异谱、同谱异物等^[15],该方法在其他地区土壤上的准确性和适用性还需要进一步探索。

为此,本研究试图探讨Lobsey和Rossel等的方法在我国南方丘陵区土壤容重测定上的准确性和适用性。首先,采集了广西南宁丘陵区不同地形位置上土壤剖面的环刀样本,将样本带回实验室称重,并用可见近红外光谱传感器测定这些样本的光谱;然后,用 γ 射线传感器测定这些样本原状土(即自然状态下未烘干水分)的衰减量,烘干后再次用 γ 射线传感器测定样本烘干土的衰减量,从而确定土壤衰减系数 μ_s ;最后,用烘干法测定这些样本的土壤水分,进而用偏最小二乘法(partial least

squares regression, PLSR)建立光谱预测土壤水分的模型,并将预测值用于校正 γ 射线传感器所测原状土容重中的水分;最后,将校正后的容重与环刀法测定的容重比较,评价该方法测定容重的准确性和适用性。

1 材料与方 法

1.1 土壤采样

土样采自广西壮族自治区南宁市国家高峰林场。该林场为丘陵地形,高程为125~300 m;年均气温为21.6℃,年均降水量为1 301 mm,其中4—9月的降水量占全年的79.8%,处于南亚热带湿润季风气候区^[16];土壤母质以古生代的泥岩、泥质页岩、砂页岩等沉积岩系为主,均风化发育为赤红壤^[17];植被以桉树人工林为主,林下灌草植物以木姜(*Litsea pungens*)、毛桐(*Mallotus barbatus*)、盐肤木(*Rhus chinensis*)、半边旗(*Pteris semipinnata*)、五节芒(*Miscanthus floridulus*)、铁芒箕(*Dicranopteris dichotoma*)等为优势树种^[18]。该林场自21世纪之初开始种植桉树,约5年轮伐轮种一次,现生长的桉树树龄为第二代桉树林,胸径约为20~40 cm。

在该林场内,选取不同高程、坡向、坡度的11个样点(如表1所示)。在样点周围,选择人为干扰(如施肥等)较小的位置挖掘土壤剖面,深至母质层或当母质层深度大于140 cm时至140 cm。对每个土壤剖面划分发生层后分层取环刀样(直径50 mm;高50 mm),并将采集到的环刀样密封好防止水分蒸发。最终采集到44个环刀样品用于本研究。

1.2 γ 射线衰减测定土壤容重

γ 射线衰减可以直接测定物质的密度^[2]。例如,当 γ 射线穿过土壤时,由于土壤对 γ 射线的吸收作用,会发生衰减,衰减量与土壤的密度符合朗伯-比尔定律:

$$\frac{I}{I_0} = \exp[-x(\mu_s \rho_s)] \quad (1)$$

式中, I 为探测器检测到的辐射量; I_0 为从射线源发射出的辐射量; x (cm)为衰减路径,即样品的厚度; μ_s ($\text{cm}^2 \cdot \text{g}^{-1}$)为土壤质量衰减系数; ρ_s

表1 采样点的地形特征

Table 1 Topographic features of the sampling sites

样点 Sample	高程 Elevation/m	坡向* Aspect /°	坡度 Slope /°
1	335	213.90	6.76
2	322	124.30	37.31
3	321	270.60	21.84
4	313	343.20	34.16
5	302	134.90	33.69
6	244	228.90	32.20
7	238	99.34	29.19
8	234	152.80	28.04
9	230	117.40	19.78
10	226	323.50	20.48
11	224	350.7	33.23

注: *坡向以正北为0°, 顺时针一周为360° Note: *Aspect is expressed in positive degrees from 0 to 359.9, measured clockwise from north

($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$) 为土壤容重。土壤质量衰减系数 μ_s 为光子能量和土壤元素组成的函数, 因此不同的土壤具有不同的 μ_s 。然而, Wells和Luo^[19]的研究表明, 当 γ 射线源能量较大(例如0.662 MeV(兆电子伏))时, 元素组成的变化对质量衰减的影响微不足道。很多研究如Lobsey和Rossel^[2]也表明, 在较大能量的 γ 射线下, 不同的土壤具有几乎相同的 μ_s 。为了直接测量自然条件下原状土壤容重, 还需要自然状态下土壤水分的质量衰减系数 μ_w 。对于原状土, 衰减量与物质的密度可表示为^[19-20]:

$$\frac{I}{I_0} = \exp[-x(\mu_s\rho_s + \mu_w\rho_w\theta)] \quad (2)$$

式中, μ_w ($\text{cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$) 为土壤水分的质量衰减系数; ρ_w 为纯水的密度, 即 $1\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$; θ 为土壤体积含水量。由式(2)可知, 只要测得参数 I_0 、 μ_s 、 μ_w 、 θ , 就可以通过 γ 射线衰减计算出土壤容重。

本研究所用的 γ 射线传感器为GEM18180高纯锗 γ 谱仪。该仪器的放射源为 ^{137}Cs , 强度为185 MBq(兆贝克勒尔), 光子能量为0.662 MeV。测定时, γ 射线垂直环刀面通过环刀原状土的中心及中心外均匀分布的三个点, 每个点分别获取2分钟内的计数值。因此, 衰减路径 x 为环刀原状土样的厚度, 即50 mm。为了得到土壤的质量衰减系数 μ_s , 环刀原状土经过105℃烘干16 h后再反复称重、烘干, 直至恒重, 又用同样的方法进行

γ 射线衰减测定, 再依据式(1)求得土壤质量衰减系数 μ_s :

$$\mu_s = \frac{1}{x\rho_{bs}} \ln\left(\frac{I_0}{I}\right) \quad (3)$$

式中, I 表示对烘干土进行4次 γ 衰减测定的平均值; ρ_{bs} ($\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$) 为环刀原状土经上述烘干后测定的容重值。本研究最终测得在光子能量为0.662 MeV条件下, 土壤质量衰减系数 μ_s 为 $0.0856\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, 其标准偏差(Standard deviation, SD)为 $0.0045\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, 因而变异系数很小, 仅为5.27%, 可认为不同的土壤具有相同的 μ_s ; 纯水的衰减系数 μ_w 为 $0.0850\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$ 。Lobsey^[2]使用碘化钠闪烁晶体测定的土壤质量衰减系数 μ_s 为 $0.0770\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, 水的质量衰减系数 μ_w 为 $0.0832\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$; Pires等^[20]同样用碘化钠闪烁晶体测得黏土的土壤衰减系数 μ_s 为 $0.0743\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, 砂土的土壤衰减系数 μ_w 为 $0.0755\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, 水的质量衰减系数 μ_w 为 $0.0840\text{ cm}^2\cdot\text{g}^{-1}$ 。可见本研究测得的土壤衰减系数与这些研究有差异, 主要是因为使用的探测器不同。

与Lobsey^[2]相同, 本研究使用可见-近红外光谱预测土壤体积含水量 θ , 详述于1.3。得知了以上 I_0 、 μ_s 、 μ_w 、 θ 参数后, 通过式(4)可以计算校正水分后的 γ 射线感测容重:

$$\rho_{bw} = \frac{1}{x\mu_s} \ln\left(\frac{I_0}{I}\right) - \frac{\mu_w}{\mu_s} \rho_w \theta \quad (4)$$

式中, I 表示对原状土进行4次 γ 衰减测定的平均值。本文比较 γ 射线感测容重 ρ_{br} 和前述环刀原状土烘干后测定的容重值 ρ_{bs} , 计算两者的平均误差 (mean error, ME)、标准偏差 (standard deviation of the error, SDE)、均方根误差 (root mean squared error, RMSE), 以评价 γ 射线感测容重的准确性和适用性。

1.3 可见-近红外测定土壤体积含水量

本研究采用美国ASD公司的FieldSpec4型高分辨率地物光谱仪测定环刀原状土样的可见-近红外光谱。该仪器的波段范围为350~2500nm, 采样间隔在350~1000nm处为1.4nm、1001~2500nm处为1.1nm, 分辨率在700nm处为3nm、1400/2100nm处为6nm, 输出波段总数为2151; 光源为杯状光源, 内置12°天顶角的卤素灯和接触式光纤探头, 测量时, 直接将杯状光源放置于环刀样品上。考虑土壤表面的不均匀性, 本研究均匀选取环刀样品两面上的9个点进行测量, 每个点保存10条光谱, 共180条光谱, 再计算算术平均后用于土壤体积含水量 θ 的数据分析中。

在数据分析前, 先对光谱数据进行去噪等预处理。首先, 去除每条光谱曲线中噪声较大的边缘波段, 即350~399nm和2401~2500nm。然后, 以10nm的间隔对光谱进行重采样, 消除光谱数据中的高度共线性, 共获得每条光谱曲线的200个波段。最后, 使用Unscrambler 9.7软件对光谱曲线进行平滑去噪处理, 平滑方法选用Savitzky-Golay滤波。该滤波方法在有效去除噪声的同时还较好地保存了光谱曲线的总体特征^[21]。

为了进一步增强信噪比, 在上述土壤原始光谱反射率 (raw spectral reflectance, R) 的基础上, 进行倒数之对数 (inverse-log reflectance, LR)、一阶微分 (first order differential reflectance, FDR) 以及连续统去除 (continuum removal, CR) 处理。其中, FDR处理可以消除背景噪声的干扰, 分解混合重叠峰, 提高光谱分辨率和灵敏度, 易于找到相关性高的波段; CR处理利于突出光谱曲线的吸收、反射特征, 分类识别提取敏感波段^[21]。LR和FDR在ViewSpec Pro软件中计算; CR在ENVI5.1软件中处理。

经预处理和信噪比增强后的光谱数据再用于土壤体积含水量 θ 的估测。本研究使用PLSR建立土壤

体积含水量 θ 与光谱数据之间的模型。考虑本研究的样本量较小, 本文用Leave-one-out交叉验证法进行模型验证。同时, 为了验证光谱估测土壤水分模型的可行性, 本文也用随机独立样本法对模型进行验证, 即将样本随机分为建模集和验证集, 其中建模集有30个样本, 验证集有14个样本。为了避免随机采样的不均匀性导致验证结果的不均匀性, 本文共进行了100次随机独立样本验证, 并计算验证结果的平均值, 用于模型评价。PLSR模型建立分析在Unscrambler 9.7中完成。其中, 土壤体积含水量 θ 为环刀样品烘干前后的重量差与体积的比值。因此, 在本研究中, 环刀原状土样先用于光谱测定, 再用于 γ 射线衰减测定, 接着在105℃下烘干16h后反复称重、烘干, 直至恒重, 再次测定 γ 射线衰减, 以测定土壤衰减系数 μ_s , 最后称重测定土壤体积含水量 θ 。

土壤体积含水量 θ 与光谱数据之间的模型预测准确性用验证结果的决定系数 R^2 、均方根误差RMSE、相对分析误差 (relative percent deviation, RPD) 等3个参数衡量。 R^2 反映模型建立和验证的稳定性; RMSE用来检验模型的预测精准度; RPD是样本标准差与均方根误差RMSE的比值, 表示模型的预测能力: RPD<1.4时, 模型对样品的预测效果很差; $1.4 \leq RPD < 1.8$ 时, 模型预测效果一般, 可用于对样品进行一般的估测; RPD ≥ 1.8 时, 模型具有很好的预测能力^[22]。一般而言, R^2 和RPD越大, 且RMSE越小, 则模型的预测准确性越好^[15, 23]。

2 结果与讨论

2.1 土壤体积含水量与可见-近红外光谱

土壤体积分含水量的统计特征如表2所示。可见, 土壤体积分含水量适中, 具有中等变异 (变异系数为14%), 偏离正态分布, 涵盖了从16%到37%的土壤体积分含水量。

不同土样的光谱曲线均不完全相同, 但均具有相似的变化趋势。本文以土壤体积分含水量分别为最大值、中间值、最小值所对应的3条原始光谱曲线为例, 来说明光谱曲线的特征, 如图1a所示。可以看到: (1) 在可见光波段 (400~760 nm) 范围内, 3条光谱反射率均呈现明显上升趋势, 但上升幅度不同; (2) 在近红外波段范围

表2 土壤体积含水量与容重的统计特征

	均值 Mean	最小值 Min	最大值 Max	中值 Median	标准差 SD	变异系数 CV/%	峰度 Kurtosis	偏度 Skewness
体积含水量 ^① /%	30	16	37	30	0.04	14	1.86	-0.82
土壤容重 ^② /(g·cm ⁻³)	1.34	0.92	1.64	1.38	0.17	13	-0.36	-0.63

①Volume water content, ②Bulk density

(760~2 400 nm)内,光谱反射率起伏明显,且不同光谱曲线间差异较大;(3)在1 400、1 900和2 200 nm附近,存在非常明显的水分吸收谷,且吸收面积和吸收深度因水分含量不同而差异较大。

通常认为,1 400 nm附近的吸收带为羟基(-OH)带谱;1 900 nm附近为以层间水为主的H₂O谱带;2 200 nm附近的吸收带为羟基伸缩震动与Al-OH和Mg-OH弯曲振动的合谱带^[24-25]。

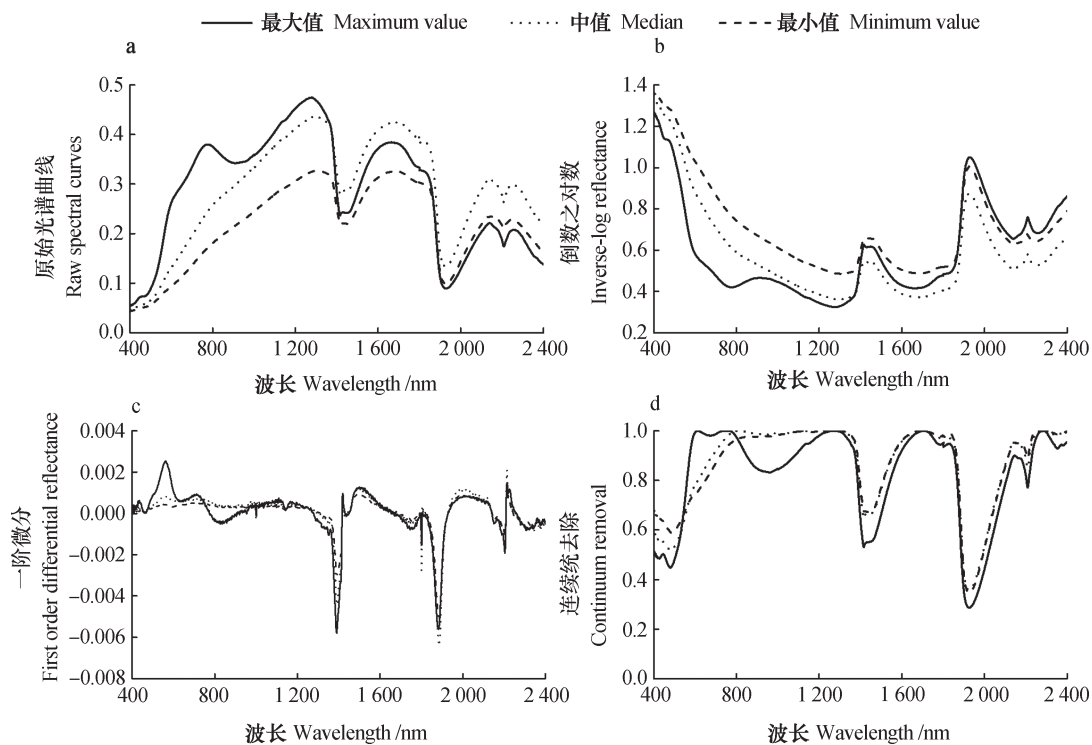


图1 土壤原始光谱、倒数之对数、一阶微分、连续统去除光谱曲线

Fig. 1 Raw soil spectral curves and their inverse-log, first order differential and continuum removal curves

经过倒数之对数后,不同体积含水量的土壤光谱曲线在1 400、1 900和2 200 nm附近差异性减小,吸收峰未更加突出(图1b)。经过一阶微分以后,不同土壤体积含水量的光谱曲线差异性减小,但光谱曲线的吸收峰更加明显(图1c)。经过连续统去除后,1 400、1 900和2 200 nm附近的吸收峰被放大,且不同土壤含水量光谱曲线间的差异减小(图1d)。

2.2 土壤体积含水量PLSR模型

分别以土壤原始光谱、倒数之对数、一阶微

分、连续统去除光谱曲线的光谱数据为自变量,以土壤体积含水量为因变量,建立土壤体积分含水量的PLSR模型并验证,验证结果列于表3。

在Leave-one-out交叉验证中,4种光谱数据建立的模型在建模集上有较高的 R^2 。均在0.89以上,而在验证集上的 R^2 却较低,在0.58至0.66之间(表3)。这些模型在建模集和验证集上的RMSE值差别也较大,如以原始光谱的建模结果为例,分别占土壤体积含水量平均值的3.33%和6.67%,后者说

表3 土壤体积含水量的PLSR模型预测精度

Table 3 Accuracy of the PLSR model in predicting volumetric soil moisture content

光谱指标 Spectral indexes	交叉验证 Leave-one-out cross validation					随机独立样本验证 (100次) Random independent sample validation				
	建模集 Modeling set		验证集 Validation set			建模集 Modeling set		验证集 Validation set		
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	RPD	R^2	RMSE	R^2	RMSE	RPD
R	0.90	1.30	0.66	2.42	1.68	0.77	1.78	0.56	2.52	1.70
LR	0.90	1.26	0.59	2.54	1.54	0.75	1.88	0.55	2.55	1.66
FDR	0.89	1.39	0.63	2.50	1.62	0.78	1.69	0.51	2.66	1.60
CR	0.92	1.18	0.58	2.69	1.53	0.69	2.11	0.48	2.70	1.60

明模型的预测精度较好(表3)。这些模型的RPD值在1.53至1.68之间,均大于1.4而低于2.0,因此只能用于估测土壤体积含水量。其中,用原始光谱数据建立的模型具有最高的RPD值和最低的RMSE值,因而预测效果最好。这可能是因为原状土光谱反射率的水分吸收特征已较突出,进行其他三种变换并不能明显地增强光谱对水分的敏感性(图1)。随机独立样本验证(100次)的结果中, R^2 相对Leave-one-out交叉验证的结果普遍偏低,而RMSE则普遍偏高。这是因为随机独立样本验证中的建模样本数较少而验证样本数较多。然而,随机独立样本验证结果中的RPD也均大于1.4而低于2.0,说明模型能用于一般的估测。同时,随机独立样本验证的结果同样说明,用原始光谱数据建立的模型在所有4种光谱数据中具有最高的RPD值和最低的RMSE值,预测效果最好。因此,本文最终选取用原始光谱数据建立的模型来预测土壤体积含水量,用于校正 γ 射线测定原状土容重中的土壤体积含水量 θ 。考虑到本研究的样本量较小,而Leave-one-out验证中的预测结果要好于随机独立样本验证中的预测结果(RPD相近而RMSE较低),本文采用Leave-one-out验证中的预测结果进行后续 γ 射线测定原状土容重中的水分校正。

PLSR在简化数据模型的同时提高了模型的估算精度,被广泛应用于实际,但该方法仅对土壤含水量和土壤光谱数据存在明显线性关系的情况下有较好的描述。实际上,田间条件下的土壤含水量可能因天气、灌溉等因素而变异较大,且不同深度条件下水分含量变异较大。李民赞等^[26]指出,当土壤水分含量较高时,利用非线性模型进行预测会有更好的效果,因此在面对更大湿度范围时,

可考虑分别用非线性和线性预测模型^[27]。可见,含水量的变异可能影响光谱估算土壤含水量的精度^[28-29]。在今后的工作中还需要分析土壤含水量对光谱估测的影响,并进一步考虑其他建模技术(如人工神经网络、支持向量机、局部加权回归等)来提高水分估测精度,例如Lobsey和Rossel^[2]使用CUBIST机器学习方法。

2.3 γ 射线测定容重

表1列出了传统环刀烘干法测定土壤容重的统计值。可见,土壤容重最大值为 $1.64\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$,最小值为 $0.92\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$,均值为 $1.34\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$,表明本研究采集的土壤样品涵盖了大部分土壤容重的变化范围,且基本呈正态分布。

图2a显示了传统环刀烘干法测定的土壤容重与 γ 射线测定原状土及烘干土的容重之间的对比。由图2a可以看出,总体上 γ 射线测定原状土的容重均高于烘干土并远离图中的1:1线,且 R^2 值也低于烘干土,而ME、SDE、RMSE值均远高于烘干土(表4)。这说明 γ 射线感测原状土的容重需要校正水分后才具有较好的准确性。

图2b显示了 γ 射线测定原状土的容重经可见-近红外原始光谱预测的水分校正后,与传统环刀烘干法测定的土壤容重之间的对比。可见,两者间的RMSE、ME、SDE均较低(表4),分别仅占土壤容重平均值的4.5%、2.2%、11.2%,而且两者间的线性回归 R^2 较高,大于0.90,并接近1:1线。在Lobsey和Rossel^[2]的研究中,此方法测定的烘干土与原状土的感测容重值,其 R^2 、RMSE分别为0.936、0.037和0.798、0.245,略低于本文的估测精度。经过水分校正后原状土容重的 R^2 、RMSE分别为0.897、0.055,且Lobsey和Rossel认为该预测

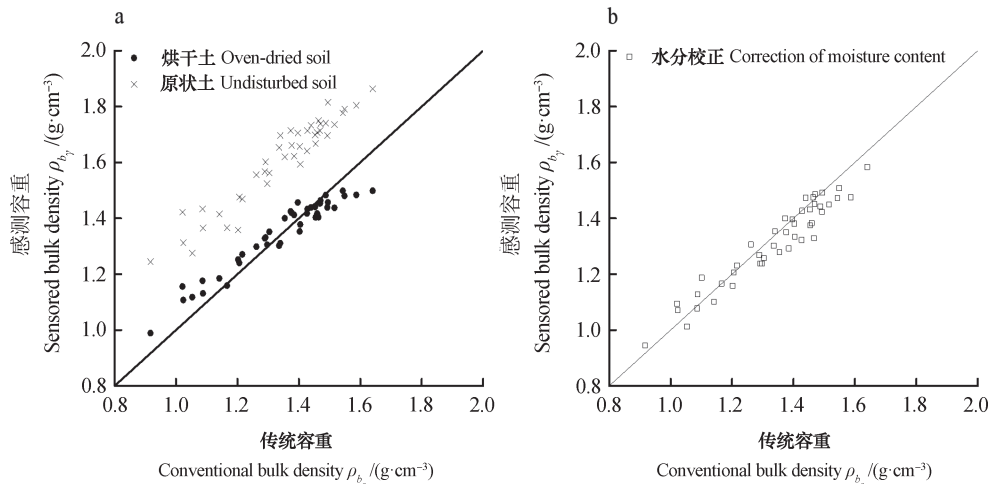


图2 传统容重与感测容重值对比图

Fig. 2 Comparisons of conventional bulk density ρ_{bs} with sensed bulk density ρ_{bv}

表4 土壤容重结果比较

Table 4 Comparison in determination of soil bulk densities

	烘干土 Oven-dried soil	原状土 Undisturbed soil	水分校正 Correction of moisture content
决定系数 R^2	0.94	0.90	0.92
平均误差 ME	0.01	0.27	-0.03
标准偏差 SDE	0.13	0.30	0.15
均方根误差 RMSE	0.06	0.27	0.06

准确性较好，并应用于土壤碳储量的估算中。显然，本研究得到的估测准确性较Lobsey高。这可能与本研究采用的 γ 射线衰减传感器不同有关，本研究采用高纯锗 γ 谱仪，较NaI闪烁体探测器有更高的能量分辨率^[30]。

本研究虽然使用室内 γ 射线衰减传感器，但该仪器可与光谱仪一起较容易地被开发成车载移动式，例如Rossel等^[13]，并与土钻采样结合，用于野外快速、无损地测定土壤容重，有效避免了传统容重测量中挖掘、搬运和复杂的实验室测量等繁琐、耗时、耗财的工作。虽然 γ 射线衰减传感器和光谱仪目前价格相对较贵，但从大规模批量获取土壤容重的应用前景来看，其应用价值更大。

3 结论

本研究在我国南方丘陵区的土壤上，检验了Lobsey和Rossel^[2]提出的 γ 射线与可见-近红外光谱相结合测定土壤容重的方法。研究表明，可

见-近红外光谱可以较好地用于土壤水分估测，估测结果可用于校正 γ 射线衰减测定原状土容重中的水分含量，使得校正后的土壤容重与传统环刀采样并烘干称重法测定结果较为一致。两者间的回归系数 R^2 高达0.92，且RMSE较低，仅占土壤容重平均值的4.48%。因此，本研究认为， γ 射线衰减与可见-近红外光谱相结合测定土壤容重的方法在我国南方丘陵区的土壤上有较好的适用性。同时，由于本研究区为丘陵林地，砾石含量在下层土壤中较高，利用土壤传感器估测土壤容重的方法不可避免地受到土壤中砾石含量的影响。然而，本研究区处于南方高温高湿区域，且母岩主要为泥岩、泥质页岩、砂页岩等，因而砾石风化程度较高，不易完整地土壤区分而剔除出来，所以本研究对砾石并未做特殊处理。未来研究还需要探讨砾石含量对该方法的影响。

致谢 特此感谢中山大学李军教授提供可见-近红外光谱仪和深圳大学罗奇老师提供 γ 谱仪。

参考文献

- [1] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法. 北京: 中国农业科技出版社, 2000
Lu R K. Analytical methods for soil and agro-chemistry (In Chinese). Beijing: China Agricultural Science and Technology Press, 2000
- [2] Lobsey C R, Rossel R A V. Sensing of soil bulk density for more accurate carbon accounting. *European Journal of Soil Science*, 2016, 67 (4): 504—513
- [3] Bondi G, Creamer R, Ferrari A, et al. Using machine learning to predict soil bulk density on the basis of visual parameters: Tools for in-field and post-field evaluation. *Geoderma*, 2018, 318: 137—147
- [4] Klute A. Methods of soil analysis. Part 1. Physical and mineralogical methods. *Methods of Soil Analysis Part Physical Methods*, 1988, 146 (2): 413—423
- [5] Elliott E T, Heil J W, Kelly E F, et al. Soil structural and other physical properties. *Standard Soil Methods for Long Term Ecological Research*, 1999: 74—88
- [6] Grossman R B, Reinsch T G. Bulk density and linear extensibility//*Methods of Soil Analysis Part Physical Methods*, 2002
- [7] Petrovic A M, Siebert J E, Rieke P E. Soil bulk density analysis in three dimensions by computed tomographic scanning I. *Soil Science Society of America Journal*, 1982, 46 (3): 445—450
- [8] Rossi A M, Hirmas D R, Graham R C, et al. Bulk density determination by automated three-dimensional laser scanning. *Soil Science Society of America Journal*, 2008, 72 (6): 1591—1593
- [9] 刘什敏. 双能 γ 射线穿透法测定土壤密度和水含量的蒙特卡罗模拟. *湖南文理学院学报 (自然科学版)*, 2012, 24 (3): 22—23
Liu S M. Monte carlo simulation of soil density and water content by attenuation of dual energy γ ray (In Chinese). *Journal of Human University of Arts and Acience (Natural Science Edition)*, 2012, 24 (3): 22—23
- [10] 常冬梅, 郭红霞. 双能 γ 射线穿透法测量土壤密度和水含量. *核电子学与探测技术*, 1998 (5): 375—378
Chang D M, Guo H X. Measurement of soil density and water content by attenuation of Bi-energy γ rays (In Chinese). *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 1998 (5): 375—378
- [11] Kaur R, Kumar S, Gurung H P. A pedo-transfer function (PTF) for estimating soil bulk density from basic soil data and its comparison with existing PTFs. *Australian Journal of Soil Research*, 2002, 40 (5): 847—858
- [12] Reidy B, Simo I, Sills P, et al. Pedotransfer functions for Irish soils-estimation of bulk density (ρ_b) per horizon type. *Soil*, 2016, 2 (2): 1039—1074
- [13] Rossel R A V, Lobsey C R, Sharman C, et al. Novel proximal sensing for monitoring soil organic C stocks and condition. *Environmental Science & Technology*, 2017, 51 (10): 5630—5641
- [14] Rossel R A V, Adamchuk V I, Sudduth K A, et al. Proximal soil sensing: An effective approach for soil measurements in space and time. *Elsevier Science & Technology*, 2011: 243—291
- [15] 史舟. 土壤地面高光谱遥感原理与方法. 北京: 科学出版社, 2014
Shi Z. Principle and method of of soil surface hyperspectral remote sensing (In Chinese). Beijing: Science Press, 2014
- [16] 龚子同, 韦启璠. 桂南热带土壤林业利用的途径——以广西高峰林场为例. *农业现代化研究*, 1985, 6 (1): 36—38
Gong Z T, Wei Q F. Approaches to forestry utilization of tropical soils in southern Guangxi——Taking Gaofeng Forestry of Guangxi as an example (In Chinese). *Research of Agricultural Modernization*, 1985, 6 (1): 36—38
- [17] 李艳兰, 何慧, 黄雪松. 南宁市近50年气候变化特征. *广西大学学报 (自然科学版)*, 2007, 32 (2): 159—162
Li Y L, He H, Huang X S. Analysis on climate change in Nanning City in recent 50 years (In Chinese). *Journal of Guangxi University (Natural Science Edition)*, 2007, 32 (2): 159—162
- [18] 韦善华, 黄承标, 陶大燕, 等. 广西高峰林场林业示范基地3种人工林林地土壤理化性质的研究. *西部林业科学*, 2012, 41 (5): 95—99
Wei S H, Huang C B, Tao D Y, et al. Study on soil physical and chemical properties of three plantations in Gaofeng forestry demonstration base of Guangxi (In Chinese). *Journal of West China Forestry Science*, 2012, 41 (5): 95—99
- [19] Wells L G, Luo X. Evaluation of gamma ray attenuation for measuring soil bulk density. II. Field investigation. *Transactions of the ASAE*, 1992, 35 (1): 27—32
- [20] Pires L F, Bacchi O O S, Reichardt K. Soil water retention curve determined by gamma-ray beam attenuation. *Soil & Tillage Research*, 2005, 82

- (1): 89—97
- [21] 于雷, 洪永胜, 耿雷, 等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算. 农业工程学报, 2015, 31(14): 103—109
Yu L, Hong Y S, Geng L, et al. Hyperspectral estimation of soil organic matter content based on partial least squares regression (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(14): 103—109
- [22] Rossel R A V, Mcglynn R N, Mcbratney A B. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. Geoderma, 2006, 137(1): 70—82
- [23] Williams P, Norris K. Near-infrared technology in the agricultural and food industries. 1987
- [24] 季耿善, 徐彬彬. 土壤黏土矿物反射特性及其在土壤学上的应用. 土壤学报, 1987, 24(1): 67—76
Ji G S, Xu B B. Reflectance of soil clay minerals and its application in pedology (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 1987, 24(1): 67—76
- [25] 彭杰, 周清, 张杨珠, 等. 有机质对土壤光谱特性的影响研究. 土壤学报, 2013, 50(3): 517—524
Peng J, Zhou Q, Zhang Y Z, et al. Effect of soil organic matter on spectral characteristics of soil (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2013, 50(3): 517—524
- [26] 李民赞, 韩东海, 王秀. 光谱分析技术及其应用. 北京: 科学出版社, 2006
Li M Z, Han D H, Wang X. Spectral analysis technology and application (In Chinese). Beijing: Science Press, 2006
- [27] 刘伟东, Frédéric Baret, 张兵, 等. 高光谱遥感土壤湿度信息提取研究. 土壤学报, 2004, 41(5): 700—706
Liu W D, Frédéric Baret, Zhang B, et al. Extraction of soil moisture information by hyperspectral remote sensing (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2004, 41(5): 700—706
- [28] 孙越君, 郑小坡, 秦其明, 等. 不同质量含水量的土壤反射率光谱模拟模型. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(8): 2236—2240
Sun Y J, Zheng X B, Qin Q M, et al. Modeling soil spectral reflectance with different mass moisture content (In Chinese). Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(8): 2236—2240
- [29] 罗锡文, 臧英, 周志艳, 等. 精细农业中农情信息采集技术的研究进展. 农业工程学报, 2006, 22(1): 167—173
Luo X W, Zang Y, Zhou Z Y, et al. Research progress in farming information acquisition technique for precision agriculture (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 22(1): 167—173
- [30] 方晓明, 李欣年. 碘化钠探测器和高纯锗探测器 γ 能谱仪性能比较. 上海大学学报(自然科学版), 2004, 10(4): 389—392
Fang X M, Li X N. Comparison of performances of NaI and HPGe detectors (In Chinese). Journal of Shanghai University (Natural Science Edition), 2004, 10(4): 389—392

Determination of Soil Bulk Density with Gamma Ray and Visible-near Infrared Spectroscopy

WANG Xiaoqing¹ SUN Xiaolin^{1,2†} WANG Huili³

(1 Guangdong Provincial Key Laboratory of Urbanization and Geo-simulation, School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

(2 State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China)

(3 Forestry Research Institute, Guangxi Zhuang Autonomous Region, Nanning 530002, China)

Abstract The existing methods for measuring soil bulk density are found to have a number of deficiencies, for instance, they fail to meet the demands of rapid development of precision agriculture, modeling of ecological environment, and assessment of soil carbon storage for a large volume of accurate bulk density data. Therefore, researchers have worked out a technique that combines gamma-ray attenuation

and visible-near infrared spectroscopy for determination of soil bulk density, and has been successfully applied to estimating soil carbon storage. In order to test this method for accuracy and applicability in measuring soil bulk density in hilly regions of South China, soil samples were collected from a hilly area of Nanning, Guangxi for analysis of soil bulk densities with this method. And then comparison was made of this method with the traditional one of using cutting rings to collect soil samples and oven-drying the samples for weighing in accuracy of the measurement. Results show that two methods were similar in accuracy, and both quite high in regression R^2 , up to 0.92, and low in root mean square error between the two, accounting only for 4.48% of the means of the soil bulk densities obtained. It is, therefore, concluded that besides being time-saving, inexpensive and non-destructive, this method using γ -ray attenuation and visible-near infrared to determine soil bulk densities is quite high in accuracy and applicability in the hilly regions of South China.

Key words Soil bulk density; Gamma-ray attenuation; Visible-near infrared spectroscopy

(责任编辑：檀满枝)