

DOI: 10.13758/j.cnki.tr.2022.01.020

曹振, 王昌昆, 马海艺, 等. 基于 Landsat-8 数据的土壤颜色预测方法研究. 土壤, 2022, 54(1): 152–160.

基于 Landsat-8 数据的土壤颜色预测方法研究^①

曹 振^{1,2}, 王昌昆^{1,2}, 马海艺^{1,2}, 刘 杰¹, 徐爱爱^{1,2}, 张芳芳^{1,2}, 杨 颖^{1,2,3}, 潘贤章^{1,2*}

(1 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; 2 中国科学院大学, 北京 100049; 3 南京信息工程大学地理科学学院, 南京 210044)

摘 要: 选择黑龙江省 292 个自然风干土壤样品, 室内测定土壤高光谱反射率, 然后依据三刺激值法计算土壤 CIE XYZ 色彩空间各颜色分量, 用于土壤颜色预测和验证。同时, 提取各样品采集点位的 Landsat-8 OLI 原始反射率数据, 计算归一化差值植被指数、归一化差值水体指数、归一化差值湿度指数、归一化差值不透水面指数, 并据此提出建模光谱筛选阈值。进一步采用偏最小二乘回归模型, 结合提取出的遥感光谱进行各土壤颜色分量的预测。结果显示: CIE XYZ 颜色各分量的验证 R^2 分别为 0.76、0.76 和 0.69, RPD 分别为 1.74、1.76 和 1.68, 表明利用偏最小二乘法建立的模型可以对土壤颜色进行近似预测。不同土地利用类型预测结果拟合显示, 耕地土壤颜色各分量预测效果均优于林地和草地。在不同有机碳含量下分别进行土壤颜色建模预测, 当有机碳含量较低时, 土壤颜色预测结果较好。

关键词: 土壤颜色; 遥感数据; 高光谱; 偏最小二乘回归; 预测

中图分类号: S159.9 **文献标志码:** A

Soil Color Prediction Method Based on Landsat-8 Data

CAO Zhen^{1,2}, WANG Changkun^{1,2}, MA Haiyi^{1,2}, LIU Jie¹, XU Aiai^{1,2}, ZHANG Fangfang^{1,2}, YANG Ying^{1,2,3}, PAN Xianzhang^{1,2*}

(1 State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China; 2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3 School of Geographical Sciences, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: A total of 292 air-dried soil samples were used from Heilongjiang Province, and the hyper-spectral reflectance data were also measured in the laboratory. Meanwhile, color components of all soil samples were calculated in the CIE XYZ color space according to the three-stimulus method to predict and validate soil color. Then, Landsat-8 OLI original reflectance data of each soil sample site were extracted to calculate the normalized difference vegetation index, normalized difference water index, normalized difference moisture index and normalized difference impervious surface index. Based on these remote sensing indexes, the threshold value of modeling spectra screening is proposed. Combined with the extracted remote sensing spectra, the partial least squares regression model was used to predict soil color components. The results showed that for the color components of CIE X, Y and Z, the validation R^2 value were 0.76, 0.76 and 0.69, and the RPD value were 1.74, 1.76 and 1.68, indicating that the model established by partial least squares can be used to predict soil color. The prediction of different land use types showed that cultivated land soil color was better in prediction than those of forest and grassland. Soil color was also predicted under different organic carbon contents, showing the prediction was better in lower organic carbon content.

Key words: Soil color; Remote sensing; Hyper-spectral; Partial least squares regression; Prediction

土壤颜色是土壤的重要属性, 与土壤组成有关。Stoner 和 Baumgardner^[1]对全美 485 个土壤研究发现, 土壤颜色主要受土壤有机质和氧化铁不同程度的影响。章明奎等^[2]指出, 碳酸盐岩发育的土壤其颜色差

异性主要决定于土壤氧化铁矿物类型及有机质含量。张蕾等^[3]发现氧化铁随着黏粒在土壤孔隙中的迁移, 淀积在土壤结构体表面上, 导致某些黏化层结构体表面较其内部土壤基质的颜色更红。当赤铁矿含量较高

①基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFC1807401, 2018YFC1800104)和中国科学院野外站联盟项目(KFJ-SW-YW035-3)资助。

* 通讯作者(panxz@issas.ac.cn)

作者简介: 曹振(1995—), 男, 河南信阳人, 硕士研究生, 主要从事土壤遥感应用研究。E-mail: caozhen@issas.ac.cn

时土壤呈现红色，而针铁矿含量较高时呈现黄色^[4]。同时，土壤颜色还与淋溶作用有关，当淋溶作用较强时，土壤颜色通常较亮^[5-6]。此外，土壤颜色可以指示土壤肥力状况。

土壤颜色的获取方式主要有 Munsell 色卡目视比色法和 CIE 三刺激值法^[7-9]。目视比色法通过人眼匹配土壤样品和标准色卡来确定土壤颜色，简单便捷成本低，但是存在主观性比较强、系统性偏差比较大的问题，难以满足土壤颜色定量化表达的需求^[10-11]。三刺激值法利用土壤可见光光谱，结合标准观察者配色函数和光源相对光谱功率分布计算土壤颜色(CIE XYZ)^[12-14]，具有精度高、抗人为因素干扰强的特点，方便进行定量化表达。虽然目前土壤颜色表达主要采用 Munsell 颜色空间，但是由于该系统将颜色划分为一系列不连续的色块，不适合进行数值统计分析^[15]。因此，Melville 和 Atkinson^[16]对比土壤颜色表达的不同方法后，建议使用 CIELAB 颜色系统。Rossel 等^[17]建议将 CIE XYZ 颜色空间作为不同色彩之间转换的媒介。Fernandez 和 Schulze^[7]使用 Cary 17D 光谱分光仪获取土壤反射光谱，并采用分光积分方式计算土壤 CIE XYZ 颜色值，证明相比于目视匹配颜色的方式，这种积分计算土壤颜色的方式更能量化土壤颜色的细微差异。

由于土壤光谱及土壤遥感数据直接包含红、绿、蓝等不同波段的地面光谱反射信息，因此，常用于土壤颜色预测。李怡春等^[18]基于土壤高光谱反射率和偏最小二乘回归(partial least squares regression, PLSR)方法进行土壤颜色预测，并与色系转换法进行对比，证明了利用 PLSR 方法预测土壤 Munsell 颜色较色系转换法更优。Mattikalli^[19]利用 Landsat MSS 传感器获取土壤反射率数据并与实测土壤 Munsell 颜色进行建模拟合，结果具有很好的相关性。Escadafal^[20]讨论了遥感数据与土壤颜色的相关性和相关研究现状，认为利用遥感数据进行土壤颜色的建模预测是可行的。

虽然近年来使用可见-近红外光谱直接测量土壤颜色的方法研究越来越多，但是利用遥感数据进行区域土壤颜色制图还需要大量研究。如何挑选最能代表裸露地表遥感信息的反射光谱，并基于该反射光谱，进行 CIE XYZ 色系的土壤颜色反演是需要解决的关键问题。因此，本研究基于 30 m 空间分辨率 Landsat-8 OLI 原始反射率数据，提出遥感指数的筛选条件，并进一步采用 PLSR 方法进行土壤 CIE XYZ 颜色各分量的预测研究，以为遥感获取大范围土壤颜色提供新途径。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

研究区位于黑龙江省，该地区地势大致是西北、北部和东南部高，东北、西南部低，西部属松嫩平原，东北部为三江平原，是我国黑土分布的核心地带。黑龙江省属于寒温带与温带大陆性季风气候，年平均降水量为 526.64 mm，年平均气温为 3℃。该区分布着多种地貌类型，包括平原、台地、丘陵和起伏山地；土地利用类型以耕地、林地、草地为主，且耕地以旱地为主；成土母质主要为冲积-洪积物、中性冲积物、浅色结晶岩风化物、砂页岩风化物、石灰岩风化物以及黏质黄土；土壤类型包括草甸土、黑土、暗棕壤、水稻土、黑钙土、白浆土、沼泽土、风沙土和棕色针叶林土。

1.2 土壤样品采集与制备

根据地形、母质、土地利用类型、土壤类型、交通条件等在研究区布置采样点 292 个(图 1)，于 2016 年采用五点法采集土壤样品，采样时在 8 m × 8 m 的方形范围内 4 个顶点和中心位置各采 1 个土样，混合后装袋，取样深度为 0 ~ 15 cm，每个样品 1 kg。土壤样品自然风干后去除植物残体，将大土块敲碎，并取出适量样品研磨过 100 目(0.149 mm)尼龙筛后备用。

1.3 土壤光谱与有机碳测定

土壤样品高光谱采集采用美国 ASD FieldSpec4 Hi-Res 地物光谱仪，其波段范围为 350 ~ 2 500 nm。土壤样品进行室内高光谱测定时，尽可能均匀地将土样填充于涂黑的样品盘中。位于样品两侧等距位置 45°角的斜上方安置两个 50 W 的卤素灯，保证最大限度消除土壤颗粒阴影带来的测量误差。ASD 探头视场角为 25°，探头放置于样品正上方固定高度处，保证入射视场合理地覆盖于土壤样品盘中心。进行光谱测量前，提前 30 min 预热光谱仪并进行暗电流校正和白板校正，光谱测量时每隔 10 min 进行一次白板校正，白板校正使用的是 25 cm × 25 cm 的漫反射标准参考板。对于每个土壤样品，为保证测量结果不受土壤表面状态的干扰，在依次旋转 90°的 4 个方向上各测量 5 条光谱曲线，共 20 条光谱曲线，以这 20 条光谱曲线的平均值作为样品的测定值^[1]。通过对光谱曲线进行拼接校正，获得土壤样品在不同波段的光谱反射率值，本研究选取的波段范围位于可见光部分 380 ~ 780 nm。

土壤样品有机碳含量基本信息见表 1，测定方法参照《土壤农业化学分析方法》^[21]。

(2016 年)前后各延伸 1 年,最终选取了黑龙江省 2015—2017 年遥感影像,并通过质量评估波段去除包含云、云阴影、雪等干扰的影像,获得了所有土壤样点在 1 248 景遥感影像上的共 9 885 条光谱数据。

本研究首先提出筛选建模光谱的遥感指数条件,然后通过遥感指数构建建模光谱数据的筛选条件。选用的遥感指数分别为归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、归一化差值水体指数(normalized difference water index, NDWI)、归一化差值湿度指数(normalized difference moisture index, NDMI)、归一化差值不透水面指数(normalized difference impervious surface index, NDISI)^[26-27]。各指数具体计算公式为:

$$\left. \begin{aligned} \text{NDVI} &= (B_5 - B_4)/(B_5 + B_4) \\ \text{NDWI} &= (B_3 - B_5)/(B_3 + B_5) \\ \text{NDMI} &= (B_5 - B_6)/(B_5 + B_6) \\ \text{NDISI} &= \frac{(B_{10} - (B_3 + B_5 + B_6)/3)}{(B_{10} + (B_3 + B_5 + B_6)/3)} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: B_3 、 B_4 、 B_5 、 B_6 、 B_{10} 分别与 Landsat-8 OLI 遥感影像数据集波段相对应,代表绿色、红色、近红外、短波红外、热红外波段。通过对遥感影像光谱反射率数据和土壤样品实测反射率数据的对比分析,确定了筛选光谱约束条件为:

$$\left. \begin{aligned} 0.1 \leq \text{NDVI} \leq 0.4 \\ \text{NDWI} \leq -0.3 \\ \text{NDMI} \leq 0 \\ \text{NDISI} \leq 0.4 \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

对于每个土壤样点,满足所有筛选条件的遥感影像光谱通常不只一条,还需进一步选取。先计算各波段光谱平均值,然后计算筛选出来的各条光谱与该平均光谱的欧氏距离,并选择欧氏距离最小的一条光谱曲线作为对应点用来进行颜色预测的光谱数据。欧氏距离计算公式为:

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i - \bar{B}_i)^2} \quad (4)$$

式中: D 为两条光谱曲线之间的欧氏距离; i 、 n 分别为波段序号和波段总数; B_i 为波段 i 处光谱反射率; \bar{B}_i 为波段 i 处平均光谱反射率。

1.6 建模与评价方法

本研究采用 PLSR 模型对土壤颜色进行建模预测。PLSR 算法是一种多元线性回归建模方法,在建模过程中集成了主成分分析、典型相关分析和线性回归分析方法的特点,能够有效处理变量间存在多重相关性而样本量较少的问题^[28]。主成分数选取对 PLSR

建模尤为重要,主成分数过少,没有足够信息进入模型拟合,会导致拟合不充分,降低模型的预测精度;主成分数过多,很多无用信息会进入模型,容易出现过拟合,同样会降低模型预测精度。本文利用赤池信息量准则值(akaike information criterion, AIC)来选择模型的最佳主成分数:

$$\text{AIC} = n \ln \text{RMSE} + 2p \quad (5)$$

式中: n 是建模集样本数量; RMSE 为验证均方根误差; p 为对应的主成分数,以 AIC 最小时的主成分数作为 PLSR 模型的最优主成分数^[29]。评价建模精度时使用验证决定系数 R^2 、RMSE 和 RPD(测定值标准偏差与标准预测误差的比值):

$$\text{RPD} = \frac{\text{SD}}{\text{RMSE}} \quad (6)$$

式中: SD 表示数据集实测值标准差。已有研究结果表明,当 $\text{RPD} \geq 2.50$ 时,模型可以精确预测;当 $2.50 > \text{RPD} \geq 2.00$ 时,模型可以很好地预测;当 $2.00 > \text{RPD} \geq 1.80$ 时,模型可以较好地预测;当 $1.80 > \text{RPD} \geq 1.40$ 时,模型可以近似地预测;当 $1.40 > \text{RPD} \geq 1.00$ 时,模型可以区分变量值的大小;当 $\text{RPD} < 1.00$ 时,模型不适合预测^[29]。

建模过程中数据集被随机划分成 70% 的建模集(204 个土样)和 30% 的验证集(88 个土样),并选择 Landsat-8 遥感产品数据集可见-近红外、短波红外共 7 个波段作为建模变量,因变量分别为 CIE XYZ 三种颜色分量。根据 AIC 标准,PLSR 方法预测 CIE XYZ 颜色各分量的最佳主成分数参数设定为 5、5、6,其余参数为默认值。

文中涉及的光谱值处理、色系数等计算在 Python 3.6 中完成,PLSR 建模采用基于 Python 语言编制的 scikit-learn 机器学习库^[30]完成,图表由 Excel 2013、ArcGIS 10.2 制作完成。

2 结果

2.1 土壤颜色实测结果统计特征

实测土壤样品 CIE XYZ 颜色结果如图 2 所示,各颜色分量呈近似正态分布。其中, X 值可以指示人眼对红色色光的感应强弱,其均值为 9.11,标准差为 2.52,最大值为 14.63,最小值为 4.57,总体跨度为 10.06; Y 值可以指示人眼对绿色色光的感应强弱,同时反映着土壤颜色亮度大小,其均值为 9.01,标准差为 2.47,最大值为 14.48,最小值为 4.59,总体跨度为 9.89,表明土壤颜色总体亮度偏低; Z 值可以指示人眼对蓝色色光的感应强弱,其均值为 7.33,标准

差为 1.73，最大值为 11.57，最小值为 4.33，总体跨度为 7.24。总体来看，CIE XYZ 颜色各分量跨度不大，均值偏低，这是因为土壤样品本身光谱反射率较低，加之样品中有机碳含量丰富，导致土壤颜色偏暗。

2.2 土壤颜色预测结果

2.2.1 光谱筛选对土壤颜色预测的影响 光谱筛选前后土壤颜色预测结果对比如图 3 所示。基于筛选后的建模光谱进行土壤颜色的建模预测，结果如图 3A 所示。在 X 颜色分量上，PLSR 预测结果 R^2 、

RMSE、RPD 分别为 0.76、0.94 和 1.74，说明该模型可以近似地预测 X 颜色分量；在 Y 颜色分量上，PLSR 预测结果 R^2 、RMSE、RPD 分别为 0.76、0.91 和 1.76，说明该模型可以近似地预测 Y 颜色分量；在 Z 颜色分量上，PLSR 预测结果 R^2 、RMSE、RPD 分别为 0.69、0.66 和 1.68，说明该模型也可以近似地预测 Z 颜色分量。总体来看，基于 PLSR 方法进行建模预测 3 种土壤颜色分量是可行的，均可实现近似预测。为了比较光谱筛选前后土壤颜色预测精度，本文对光谱筛选

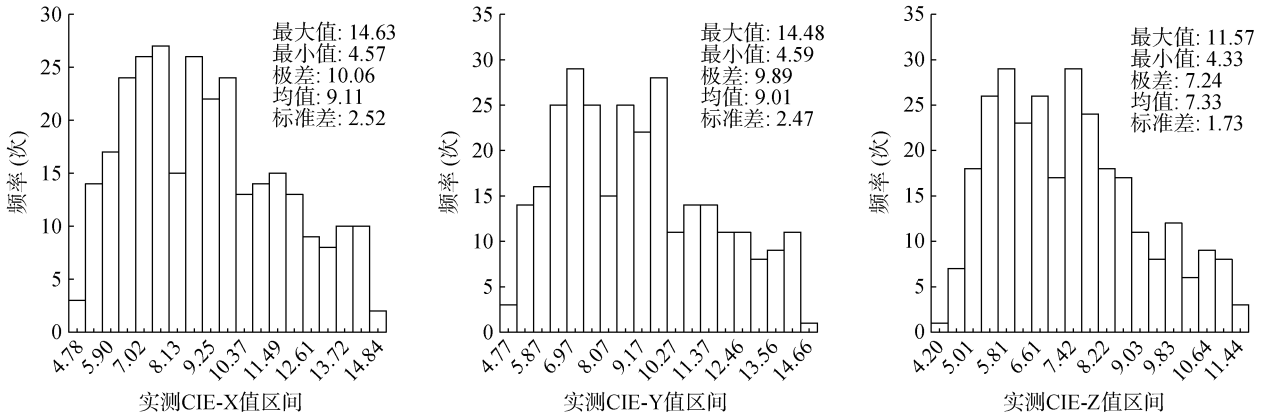


图 2 土壤样品实测 CIE XYZ 颜色频率分布图

Fig. 2 Measured CIE XYZ color frequency distribution of soil samples

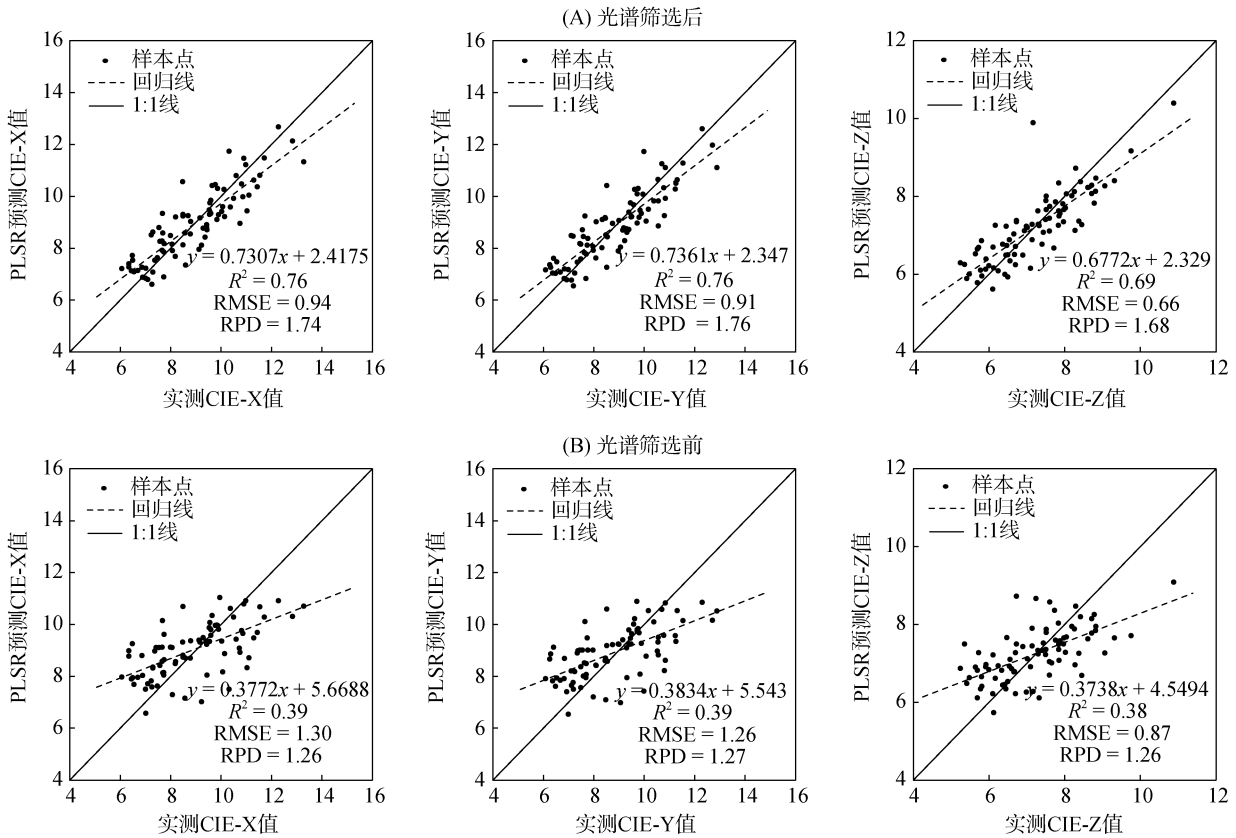


图 3 PLSR 预测值与实测值对比图

Fig. 3 CIE XYZ measured and predicted using PLSR

前遥感数据进行建模预测。图 3B 显示了进行光谱筛选前的土壤颜色的建模预测结果,可见土壤颜色 CIE XYZ 各分量 PLSR 预测结果 RPD 分别为 1.26、1.27 和 1.26,均低于光谱筛选后的建模预测结果,说明进行本文光谱筛选能够有效提升土壤颜色的建模预测精度。

2.2.2 土地利用对土壤颜色预测的影响 为了探究土地利用类型对土壤颜色预测精度的影响,按照不同土地利用类型分别对预测结果进行拟合分析,结果如图 4 所示。在土壤颜色 CIE XYZ 各颜色分量上,耕地类型的预测结果均优于草地和林地类型的预测结果。其中,耕地类型土壤颜色预测 RPD 分别为 2.42、2.45 和 2.21,这表明模型能够对耕地土壤颜色进行很

好的预测;林地类型土壤颜色预测 RPD 分别为 1.69、1.69 和 1.42,这表明模型能够近似预测林地土壤颜色;草地类型土壤颜色预测 RPD 分别为 0.98、1.01 和 1.28,表明模型对于草地土壤颜色的预测效果较差。可见,在不同土地利用类型下土壤颜色的预测结果具有明显的差异性。这是由于耕地土壤反射光谱较为一致,而林地、草地由于地表覆盖、腐殖质积累等差异较大,导致反射光谱中混杂有较多的噪声信息。此外,本研究中林地和草地的样本数量相对偏少,这也会导致土壤颜色的预测结果出现这种差异性。

2.2.3 有机碳含量对土壤颜色预测的影响 为了探究不同有机碳含量对土壤颜色建模预测结果的影响,进一步按照不同有机碳含量将验证集土壤样本划

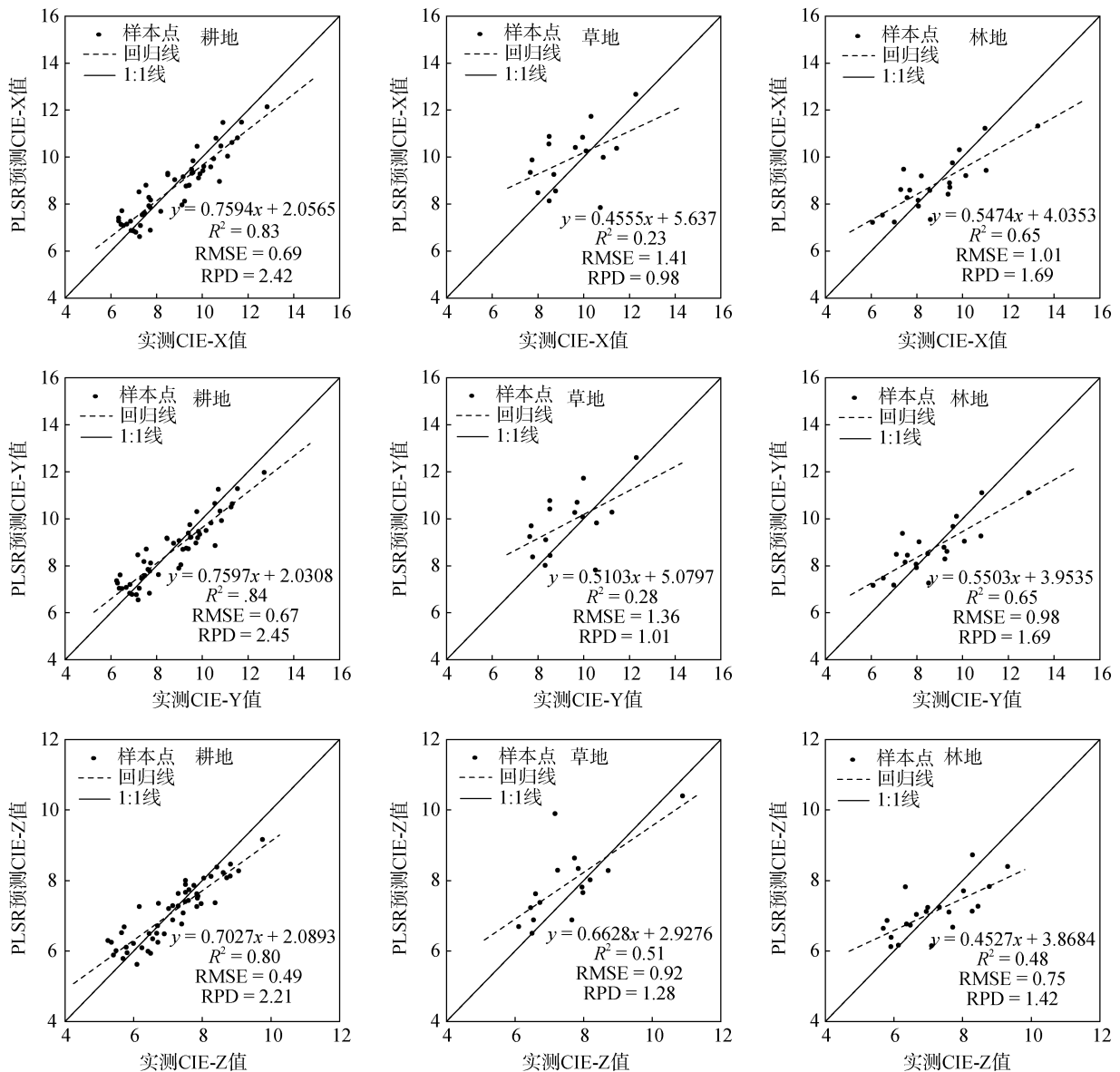


图 4 不同土地利用类型土壤颜色预测值与实测值对比图

Fig. 4 Comparison of soil color measured and predicted under different land use types

分成高值区、中值区和低值区 3 个子集, 并分别对 3 个子集进行建模预测, 结果如图 5 所示。其中, 高值区子集有机碳含量范围为 28.25 ~ 88.92 g/kg, 共 30 个土壤样品; 中值区子集有机碳含量范围为 21.00 ~ 28.19 g/kg, 共 29 个土壤样品; 低值区子集有机碳含量范围为 7.42 ~ 20.82 g/kg, 共 29 个土壤样品。分别对有机碳含量高、中和低值区 3 个子集的土壤颜色建

模预测结果进行验证, 结果显示, 在 CIE X 颜色分量上, 预测土壤颜色验证 RPD 分别为 1.39、1.50 和 1.77; 在 CIE Y 颜色分量上, 预测土壤颜色验证 RPD 分别为 1.35、1.55 和 1.82; 在 CIE Z 颜色分量上, 预测土壤颜色验证 RPD 分别为 1.02、1.97 和 2.07。总体来说, 当土壤有机碳含量较低时, 各颜色分量验证 RPD 较高, 预测效果较好。

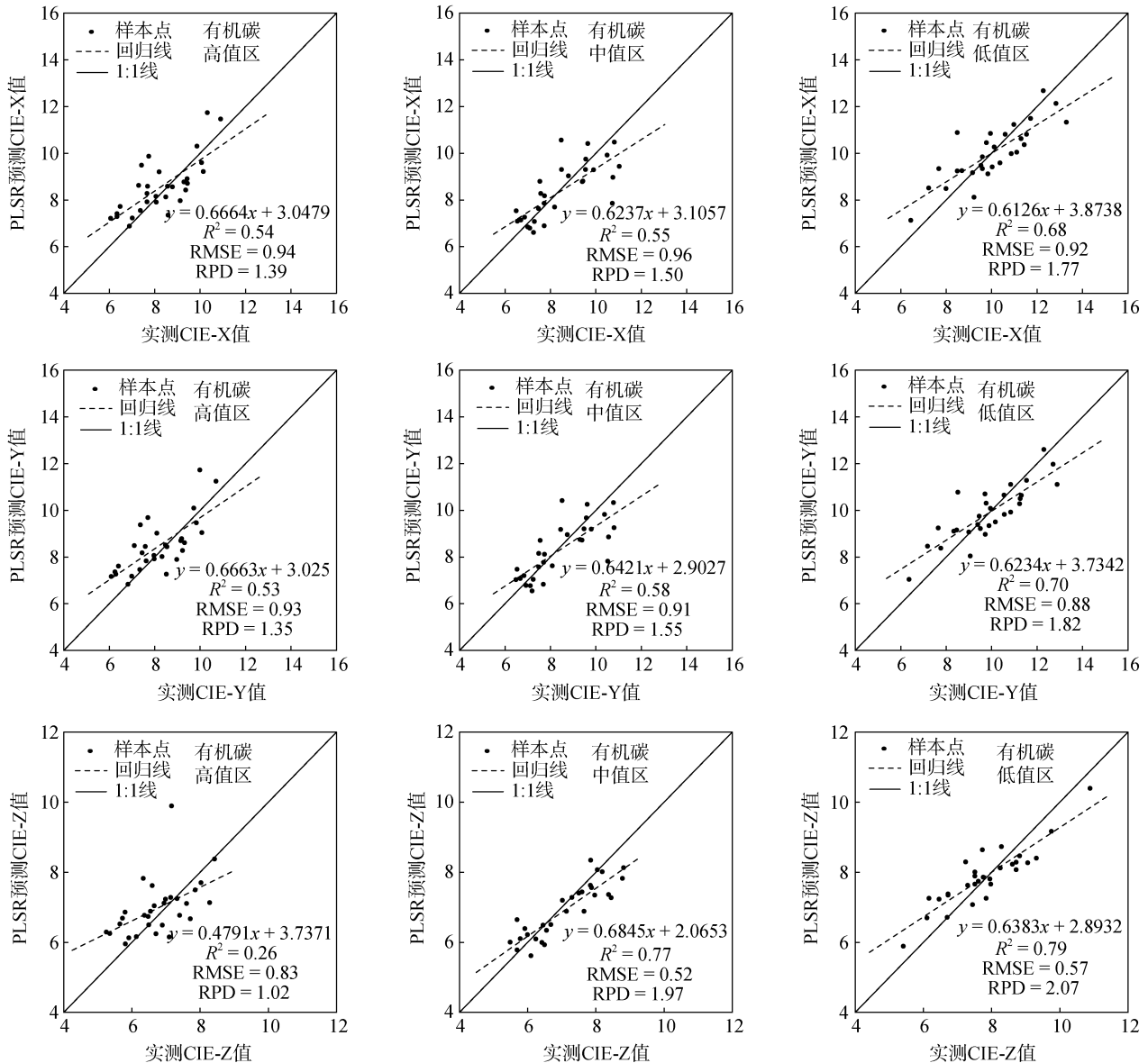


图 5 不同有机碳含量土壤颜色预测值与实测值对比图

Fig. 5 Comparison of soil color measured and predicted under different soil organic carbon contents

3 讨论

本文基于土壤反射光谱, 依据三刺激值法计算土壤 CIE XYZ 色彩空间各颜色分量值, 并结合遥感数据进行土壤颜色建模预测。首先定义了光谱数据筛选

方法对遥感光谱数据进行筛选, 然后采用 PLSR 方法对土壤颜色各颜色分量进行建模预测, 结果显示, CIE XYZ 颜色各分量的验证 RPD 分别为 1.74、1.76 和 1.68, 表明本方法建立的模型可以对土壤颜色进行可近似预测。土壤颜色的预测受多种因素影响, 本文

从光谱筛选、土地利用类型和有机碳含量 3 个方面进行讨论。

从光谱筛选过程来看,本研究通过确定遥感指数 NDVI、NDWI、NDMI、NDISI 的阈值,进行建模光谱数据的筛选。其中,NDVI 阈值主要消除植被信息,NDWI、NDMI 阈值主要消除水分信息,NDISI 阈值主要消除不透水地面信息。对比光谱筛选前后的预测结果,可以看见土壤颜色预测结果 RPD 由光谱筛选前的 1.26、1.27 和 1.26 分别提升至 1.74、1.76 和 1.68,这说明本文提出的光谱筛选方法能够有效提升土壤颜色的预测精度,通过筛选获得的光谱,可以在最大程度上排除植被等外部参数的干扰。实际上,卫星过境与地面纯裸露时间不一定正好匹配,即便是裸露地表也或多或少存在诸如腐烂秸秆、稀疏植被、动植物残体等的覆盖,不可能获得像在实验室条件下制作非常干净的裸土光谱,因此,进一步消除植被等外部影响的干扰,提升遥感数据预测土壤颜色的精度是有可能的。

从土地利用类型影响来看,对比不同土地利用类型下土壤颜色的预测结果,发现存在差异,耕地预测效果要优于林地、草地。耕地类型土壤颜色 CIE XYZ 各分量值预测 RPD 分别为 2.42、2.45 和 2.21,这表明模型能够对耕地土壤颜色进行很好的预测。这是因为耕地土壤反射光谱较为一致,而林地、草地由于地表覆盖、腐殖质积累等差异较大,反射光谱中混杂有较多的噪声信息。此外,由于本研究中林地和草地的样本数量相对偏少,在土壤颜色建模预测的过程中偏差相对较大,这也会导致土壤颜色的预测结果较差。

从有机碳含量影响来看,Stoner 和 Baumgardner^[1]研究表明,土壤颜色主要受土壤有机碳和氧化铁组分影响。本研究采集的土壤样品分布于黑龙江省全境,土壤类型以草甸土、黑土、暗棕壤和水稻土居多,有机碳含量丰富。土壤样品颜色主要受有机碳含量影响。本研究中,不同有机碳含量土壤颜色预测结果表明,有机碳含量较低时,土壤颜色预测结果较好。出现这种结果可能与土壤本身反射光谱的能力有关,当有机碳含量较低时,土壤颜色较亮,反射光谱能力较强,反射光谱中包含更多的有效信息,预测结果较好。

本研究中土壤样品全部来自于黑龙江省,具有一定的区域性,土样采集涵盖当地典型土地利用类型和土壤类型,土壤颜色主要受有机碳影响。对于其他受不同土壤颜色主导因素影响的土壤如红壤、紫色土等,是否具有相同结果还需进一步验证。

4 结论

本研究基于土壤实测反射光谱和 Landsat-8 遥感数据进行土壤颜色建模预测,并提出了建模光谱数据筛选方法。采用 PLSR 建模预测 CIE XYZ 颜色各分量,验证结果 RPD 分别为 1.74、1.76 和 1.68,说明按本方法建立的模型可以对 X、Y、Z 各分量进行近似预测,且耕地土壤颜色预测效果要优于林地和草地。分别对有机碳含量高、中和低值区土壤颜色进行预测,各颜色分量的验证 RPD 随着有机碳含量的降低而升高,说明当有机碳含量较低时,土壤颜色预测结果较好。

参考文献:

- [1] Stoner E R, Baumgardner M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1981, 45(6): 1161–1165.
- [2] 章明奎,姚玉才,邱志腾,等. 中国南方碳酸盐岩发育土壤的成土特点与系统分类[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学版)*, 2019, 45(1): 54–65.
- [3] 张蕾,张凤荣,靳东升,等. 黄土高原淋溶土黏粒、氧化铁与颜色的关系及发生学解释——以山西土系调查的 31 个黏化层为例[J]. *土壤学报*, 2021, 58(4): 876–886.
- [4] Hu X F, Du Y, Guan C L, et al. Color variations of the quaternary red clay in Southern China and its paleoclimatic implications[J]. *Sedimentary Geology*, 2014, 303: 15–25.
- [5] 邱棚星,叶飞. 武夷山土壤性状及其垂直变化规律[J]. *东北林业大学学报*, 2008, 36(1): 55–57.
- [6] 熊毅,李庆逵. 中国土壤[M]. 2 版. 北京: 科学出版社, 1987.
- [7] Fernandez R N, Schulze D G. Calculation of soil color from reflectance spectra[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1987, 51(5): 1277–1282.
- [8] Torrent J, Barrón V. Laboratory measurement of soil color: Theory and practice[M]//*Soil Color*. Madison, WI, USA: Soil Science Society of America, 2015: 21–33.
- [9] 陈剑科,袁大刚,晏昭敏,等. 测色仪与中国标准土壤色卡测定土壤颜色比较——以川中丘陵区为例[J]. *土壤学报*, 2019, 56(1): 78–89.
- [10] Moritsuka N, Kawamura K, Tsujimoto Y, et al. Comparison of visual and instrumental measurements of soil color with different low-cost colorimeters[J]. *Soil Science and Plant Nutrition*, 2019, 65(6): 605–615.
- [11] 岳智慧,黄强,肖理,等. 土壤颜色由 CIE 向 Munsell 系统的定量转换[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(9): 2842–2846.
- [12] 荆其诚. 色度学[M]. 北京: 科学出版社, 1979.
- [13] 吴豪翔. 土壤光谱的颜色计算及其应用意义[J]. *科技通报*, 1989, 5(2): 32–34.
- [14] 徐彬彬. 土壤剖面的反射光谱研究[J]. *土壤*, 2000, 32(6): 281–287.

- [15] Hartemink A E, Minasny B. Towards digital soil morphometrics[J]. *Geoderma*, 2014, 230/231: 305–317.
- [16] Melville M D, Atkinson G. Soil colour: Its measurement and its designation in models of uniform colour space[J]. *Journal of Soil Science*, 1985, 36(4): 495–512.
- [17] Viscarra Rossel R A, Minasny B, Roudier P, et al. Colour space models for soil science[J]. *Geoderma*, 2006, 133(3/4): 320–337.
- [18] 李怡春, 潘恺, 王昌昆, 等. 基于 PLSR 的土壤颜色预测方法及其与色系转换法的对比研究[J]. *土壤学报*, 2018, 55(6): 1411–1421.
- [19] Mattikalli N M. Soil color modeling for the visible and near-infrared bands of Landsat sensors using laboratory spectral measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 59(1): 14–28.
- [20] Escadafal R. Remote sensing of soil color: Principles and applications[J]. *Remote Sensing Reviews*, 1993, 7(3/4): 261–279.
- [21] 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.
- [22] ASTM Intl. E308-18, Standard practice for computing the colors of objects by using the CIE system[S]. West Conshohocken, Philadelphia: American Society for Testing and Materials, 2018.
- [23] 胡威捷, 汤顺青, 朱正芳. 现代颜色技术原理及应用: 光学工程[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2007.
- [24] 徐彬彬, 戴昌达. 土壤颜色的分光光度计算法[J]. *土壤学报*, 1979, 16(4): 397–408.
- [25] Gorelick N, Hancher M, Dixon M, et al. Google earth engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202: 18–27.
- [26] 徐涵秋. 福建省长汀县河田盆地区近 35 年来地表裸土变化的遥感时空分析[J]. *生态学报*, 2013, 33(10): 2946–2953.
- [27] Xu H Q. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(14): 3025–3033.
- [28] 司守奎, 孙玺菁. 数学建模算法与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011.
- [29] Viscarra Rossel R A, McGlynn R N, McBratney A B. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. *Geoderma*, 2006, 137(1/2): 70–82.
- [30] Pedregosa F, Varoquaux G, Gramfort A, et al. Scikit-learn: Machine learning in python[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2011, 12: 2825–2830.