

DOI: 10.11766/trxb201602190434

基于地统计与遥感反演相结合的有机质预测制图研究*

吴才武¹ 张月丛¹ 夏建新^{2†}

(1 河北民族师范学院资源与环境科学学院, 河北承德 067000)

(2 中央民族大学生命与环境科学学院, 北京 100081)

摘要 土壤水分对土壤光谱反射率有显著影响, 而以往有机质遥感反演制图中却很少将水分作为预测建模的变量。为了使遥感制图更加符合野外实际环境, 提高有机质预测制图精度, 在充分考虑土壤样点空间自相关、异相关与野外复杂环境特点的基础上, 通过地统计获得研究区水分的空间分布数据, 结合遥感反射率, 建立多因子预测模型, 得到了吉林省黑土区土壤有机质空间分布图。结果表明, 有机质遥感制图中, 水分因素的加入, 使模型的建立更加符合野外实际情况, 显著提高了有机质预测制图的精度。

关键词 地统计; 遥感反演; 水分; 有机质; 预测制图

中图分类号 TP79 **文献标识码** A

有机质作为土壤肥力的重要组成部分, 虽然含量仅占土壤总量的很小一部分, 但对土壤结构的形成和质量的改善具有决定性作用^[1]。有机质不仅是土壤侵蚀和退化的指示剂^[2], 而且还是改善土壤持水和渗透性的作用因子^[3]。因而对土壤有机质信息的监测, 不仅可以了解土壤质量动态变化的特点^[4-5], 为耕作措施的合理性提供判定标准, 而且还可以为精准农业的实施提供基本的数据支撑。虽然通过田间密集采样, 可以获得土壤总体分布状况, 但由于成土过程中土壤所处环境的物理、化学、生物等因素的不同, 使得土壤之间具有高度的空间异质性。同时人类的生产活动, 使扰动的土壤出现不同程度的破坏, 进一步加剧了土壤属性在空间上的变异性和不确定性。因此对于土壤空间异质性的特点, 通过定点采样方式, 只能获得采样点的土壤属性值, 很难满足有机质空间分布上的需求^[6]。

现今对土壤有机质空间分布的研究, 主要是

通过地统计和遥感反演两种方法。由于地统计是建立在统计学基础之上, 为了获得可靠的变异函数和高精度的预测结果, 需进行样点的大量采集, 无形中增加了劳动强度和成本^[7-8]。而在实验室土壤光谱研究的基础上进行有机质定量遥感反演中, 由于遥感野外反射率是地表多种因素共同作用的结果, 因而仅仅通过反射率建立有机质预测模型^[9-11], 不考虑野外其他因素的影响, 存在条件过于理想化, 必然造成制图精度的降低。因此, 为了使预测结果更加符合实际情况, 对单一土壤理化参数的反射光谱特征进行分析时, 必须考虑其他参数的影响^[12]。其中对土壤光谱反射率有显著影响的水分是实验室与野外研究的重要区别。刘焕军等^[13]选取干旱最严重的2009年TM影像, 以尽量排除水分的影响, 建立黑土区反射率与有机质之间的预测模型, 研究最后提出模型是否适用于雨后不久, 有待进一步研究。可见水分在野外遥感预测建模时, 应作为协变量加入模型, 才能使模型的适应性和制图

* 河北省高等学校科学研究计划项目 (QN2016308) 和承德市科学技术研究与发展计划项目 (20155004) 资助 Supported by the Colleges and Universities Scientific Research Project of Hebei Province (No. QN2016308) and Project of Scientific Technological Research and Development Plan of Chengde (No. 20155004)

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: jxxia@vip.sina.com

作者简介: 吴才武, 博士, 主要从事土壤退化以及遥感制图研究。E-mail: mucwew@163.com

收稿日期: 2016-02-19; 收到修改稿日期: 2016-07-21; 优先数字出版日期 (www.cnki.net): 2016-08-26

的结果更加符合野外实际情况。Ben-dor等^[14]研究证明由于土壤有机质与水分对光谱有相似作用,采用高光谱数据预测土壤有机质与水分时,其彼此之间相互影响。此外,由于高光谱遥感价格高,难于获取等原因,现今区域化研究中主要采用易于获取的多光谱遥感。由于多光谱遥感分辨率低,会使遥感数据中存在混合像元,使其不能真实地反映地表情况,而且遥感反演有机质,主要通过回归分析建立有机质预测模型,为了保证预测模型最佳化,常常假设样本与样本之间相互独立^[15],这与土壤样本之间存在空间相关性相矛盾^[16]。因此本文根据现今有机质区域化研究中所存在的问题,充分考虑样点的空间自相关、异相关和野外复杂环境的特点,尝试运用地统计获得水分空间分布数据,并作为自相关变量与遥感反射率相结合,通过回归分析建立有机质预测模型,制作研究区有机质空间分布图。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于有世界黄金玉米带之称的吉林省黑土区(42°~46°N, 123°~127°E, 如图1),其主要分布在京哈铁路两侧,面积达1.1万km²,其中耕地面积占75%。该区地形波状起伏,主要表现为漫川漫岗,地势相对较为平缓。其全年70%的降雨,主要集中在7、8、9三个月,年均降水量达到400~650mm,年日照时数近3000h,无霜期120~160d,得天独厚的资源,使之享有世界黄金玉米带之称,成为国家重要的玉米产地。

1.2 样品采集与分析

根据黑土区气候特点,其每年四月积雪融化完,地表呈裸露状,适合土样的采集和遥感对地物信息的获取。本研究于2014年4月,对吉林省中部黑土区进行表层土样的采集。对每一土样,通过五

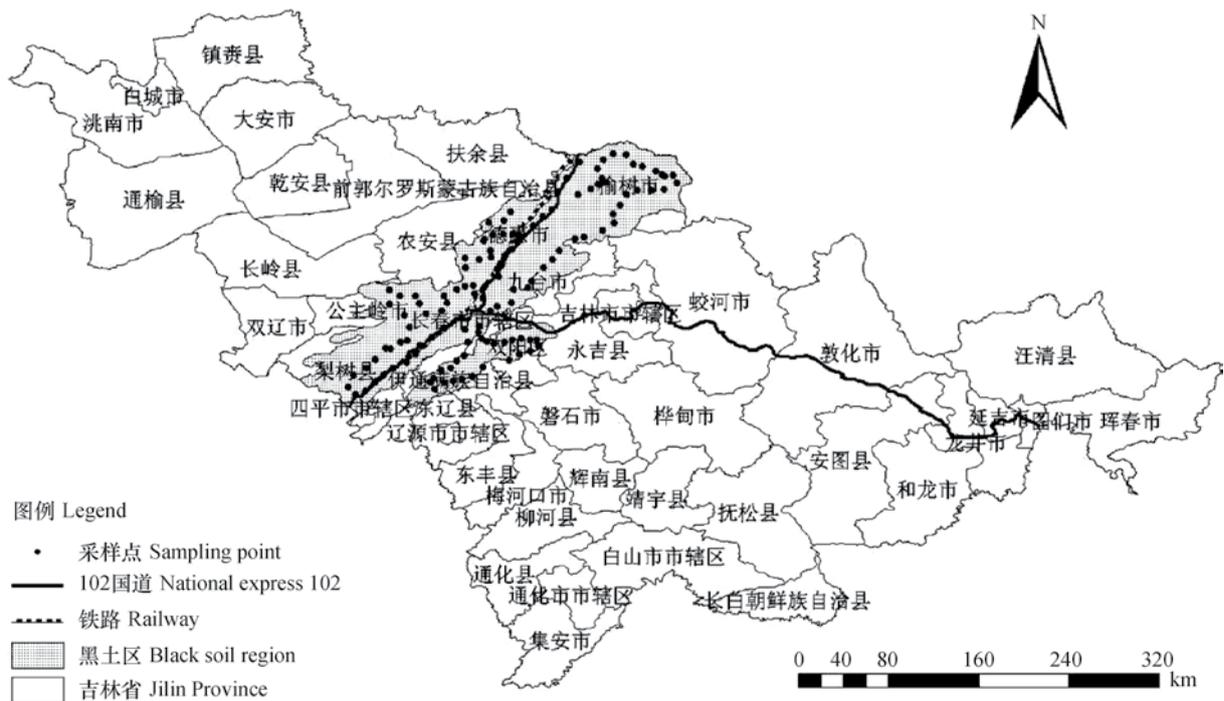


图1 吉林省黑土分布图

Fig. 1 Distribution map of black soil in Jilin Province

点法取样,混匀后装入采样袋,并用GPS记录采样点的经纬度。共采集土样158个,剔除采样位置不佳和样点重复,保留124个土样(图1)。样品在实验室内分为鲜样和风干样。鲜样通过烘干法和激光

粒度分析仪(Mastersizer 2000)分别测定其含水量和机械组成;风干样过80目筛,采用重铬酸钾容量法对土壤有机质含量进行测定^[17]。其有机质和水分含量测定结果统计如表1。

表1 样品有机质与水分含量统计特征

| 项目 Item | 样品数 Sample number | 最小值 Minimum | 最大值 Maximum | 均值 Mean | 方差 Variance | 变异系数 CV (%) | 偏度 Skewness | 峰度 Kurtosis |
|----------------------------------|-------------------------|----------------|----------------|------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| 有机质 SOM (g kg ⁻¹) | 124 | 5.596 | 64.99 | 23.57 | 4.989 | 29.96 | 1.68 | 11.48 |
| 水分 Moisture (%) | 124 | 16.9 | 40.3 | 23.97 | 13.9 | 15.53 | 1.25 | 5.76 |

1.3 MODIS遥感图像的获取

MODIS遥感覆盖400~1400 nm波段范围,共有36个光谱通道。图像有250、500和1000 m三种分辨率。1~2波段分辨率为250 m,3~7波段为500 m(表2),MODIS数据分为叶面积指数、地面温度、陆地反射率等44种产品。其中MOD09产品,为陆地反射率数据,主要包括的数据集有:MOD09GHK、MOD09GQK、MOD09Q1、MOD09A1。其中MOD09GHK分辨率为500 m,包含5个波段;MOD09GQK分辨率为250 m,包含2个波段;MOD09Q1分辨率为250 m的8d合成产品,包含2个波段;MOD09A1分辨率为500 m的8d合成产品,包含7个波段。本文从NASA站点下载2014年吉林省h25v04和h26v04第114期MOD09A1数据,其所包含时间段与采样时间段相符。

表2 MODIS波段信息

| 波段 Band | 波长范围 Wavelength (nm) | 分辨率 Resolution (m) | 波段 Band | 波长范围 Wavelength (nm) | 分辨率 Resolution (m) |
|------------|----------------------------|--------------------------|------------|----------------------------|--------------------------|
| 1 | 620~670 | 250 | 5 | 1230~1250 | 500 |
| 2 | 841~876 | 250 | 6 | 1628~1652 | 500 |
| 3 | 459~479 | 500 | 7 | 2105~2155 | 500 |
| 4 | 545~565 | 500 | | | |

1.4 MODIS遥感图像的处理

从NASA站点下载MODIS处理软件MRT(MODIS Reprojection Tool),对其进行重投影和镶嵌处理。由于MOD09A1是3级产品,已经过相应的辐射、几何和大气校正,因而再进行相应MRT软件处理之后,可以直接应用于相关研究。

由于MODIS09A1是已处理过的数据,如果采用浮点数据保存,储存量将很大。因而MODIS09A1数据按一定比例,缩放至16bit数据保存。其中缩放比可以在下载的遥感头文件中查询。由于研究中需要用到实际的地表反射率数据,因而通过查询MOD09A1比例数据(Scale_factor),换算之后可得地表实际反射率。

1.5 遥感技术测定法

有机质对土壤光谱反射率的影响,主要表现在有机质含量越高,光谱反射率越低^[18]。因而根据遥感反射率与有机质之间的关系,可以通过回归建模,实现有机质的野外预测。为了提取与有机质相关性最高的波段,并防止各波段之间存在信息冗余,从MODIS各波段中提取110个样点的反射率数据,并分析各波段之间和各波段与有机质之间的相关性。在分析的7个波段中,1波段与有机质的相关性最大($r=0.5856$),并且与2、3、4、5波段之间存在高的相关性,相关系数分别为0.9566、0.9354、0.9835和0.8173,而6、7波段与有机质的相关性明显偏低,相关系数分别为0.3394和0.3292,不适合模型预测时变量的选择。因而在建立预测模型时,仅选择与有机质相关性最高的1波段参与建模。

1.6 模型建立与精度评价

将原始采样数据,分为预测数据集和验证数据集两部分。从124个样点数据中,随机选取80个样点作为建模数据。对于余下的44个数据,为了真实反映模型检验结果的稳定性,随机选取30个样点作为模型验证数据集。通过线性回归分析建立预测模型,并比较验证数据集的预测值与实测值的均值(Mean)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)来评价预测结果的精度。均方根误差反映样本数据的极值和估值灵敏度,平均绝对误差反

映了估计值的实测误差范围或精度水平。平均绝对误差与均方根误差的值越小，预测结果越准确。

2 结果

2.1 基于地统计的土壤有机质制图

地统计学是以区域化变量理论为基础，以变异函数为基本工具来研究分布于空间并呈现出一定的随机性和结构性，或空间相关性和依赖性的自然现象的科学。地统计方法通常用半方差函数表征区域化变量，并对数据进行最优无偏内插估计。为了确定研究区有机质和水分最适合的插值模型，将数据输入GS+软件中，选取不同模型进行半方差函数

最优模型拟合（表3）。表3中 C_0 为块金值，表示块金效应； C 为结构方差，又称偏基台值，表示由土壤、母质、地形、气候等非人为的区域因素引起的结构变异； $C_0 + C$ 为基台值，表示系统内总的变异； C/C_0+C 表明变量的空间相关性程度，一般认为，当比值小于25%时，变量空间自相关性较弱，当比值在25%~75%时，变量具有中等的空间自相关性，当比值大于75%具有较强的空间自相关性^[19]。本研究中有有机质与水分的 C/C_0+C 的比值分别为55.5%和94.1%，说明在研究尺度上有机质具有中等空间相关性，而水分具有高度的空间相关性。

本研究采用应用较多的普通克里格法对研究

表3 土壤有机质和水分含量的半方差函数拟合模型及参数

Table 3 Semivariance model for fitting soil organic matter and moisture contents and its parameters

| 模型 | | 块金值 | 基台值 | 块金效应 | 变程 | 残差 |
|----------------|----------------|---------|---------|---------------|-----------|----------|
| Model | | Nugget | Sill | Nugget effect | Range (m) | RSS |
| | | C_0 | C_0+C | $C / (C_0+C)$ | | |
| 有机质 SOM | 指数Exponential | 0.121 | 0.272 | 0.555 | 60 900 | 0.006 7 |
| | 线性Linear | 0.208 4 | 0.292 | 0.286 | 135 536 | 0.011 6 |
| | 球面 Spherical | 0.000 1 | 0.257 | 0.99 | 13 500 | 0.014 7 |
| | 高斯 Gaussian | 0.017 8 | 0.25 | 0.931 | 11 951 | 0.014 3 |
| 水分 Moisture | 指数 Exponential | 0.005 6 | 0.095 | 0.941 | 16 500 | 0.001 12 |
| | 线性Linear | 0.083 3 | 0.102 | 0.183 | 135 536 | 0.001 29 |
| | 球面Spherical | 0.000 1 | 0.095 | 0.999 | 12 500 | 0.001 16 |
| | 高斯Gaussian | 0.007 8 | 0.095 | 0.918 | 10 565 | 0.001 15 |

区有机质进行空间插值，以此作为其他方法的对照和对研究区有机质趋势的初步探究。图2是普通克里格插值后的有机质分布图，从图中可以明显看出，有机质从南至北有逐渐增加的趋势。整体上看克里格插值变化比较平滑，其中有机质预测结果的分布区间在16.2~42.7 g kg⁻¹，大于样本最小值（5 g kg⁻¹），而小于样本最大值（65 g kg⁻¹）。为了检验预测结果，比较预测精度，普通克里格插值结果的均值、均方根误差和平均绝对误差分别为-0.010 9、0.460 9和0.576 3。

2.2 基于遥感反演的土壤有机质制图

通过一元线性回归分析建立波段1与有机质之间的预测模型，其回归系数 R^2 为0.349，RMSE为0.425，预测效果不理想，很难反映黑土区有机质

空间分异特点。由于遥感不同于室内光谱测定，在实验中不能通过风干、磨碎来减少水分和质地对光谱反射率的影响。因而对于复杂的野外条件，仅通过遥感反射率去预测有机质空间分布，由于受其他环境因素的影响，制图精度必定不高。

图3是遥感反演的研究区有机质空间分布图。由于反射率是对地表实际环境的记录，因而在整体空间上，有机质含量呈多元分布，变化较大。其中由于局部变异性和混合像元的存在，使反射率过于偏大或者偏小，造成有机质含量会有较大波动，因而其制图结果中有机质含量最大值达到149.6 g kg⁻¹，远大于样点有机质最大含量（65 g kg⁻¹）。

2.3 基于遥感与地统计的土壤有机质制图

通过对采样点有机质与土壤水分、质地的相关

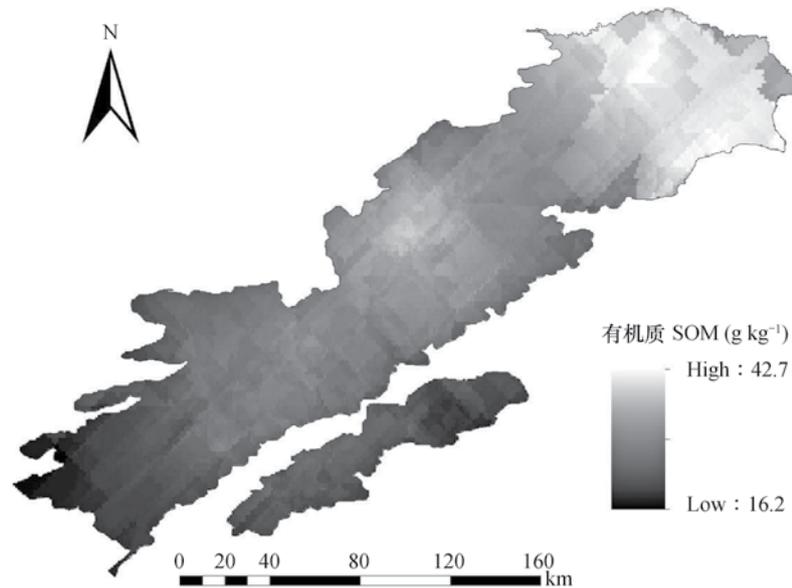


图2 黑土区土壤有机质空间预测制图

Fig. 2 Mapping for prediction of spatial distribution of soil organic matter content in the black soil region

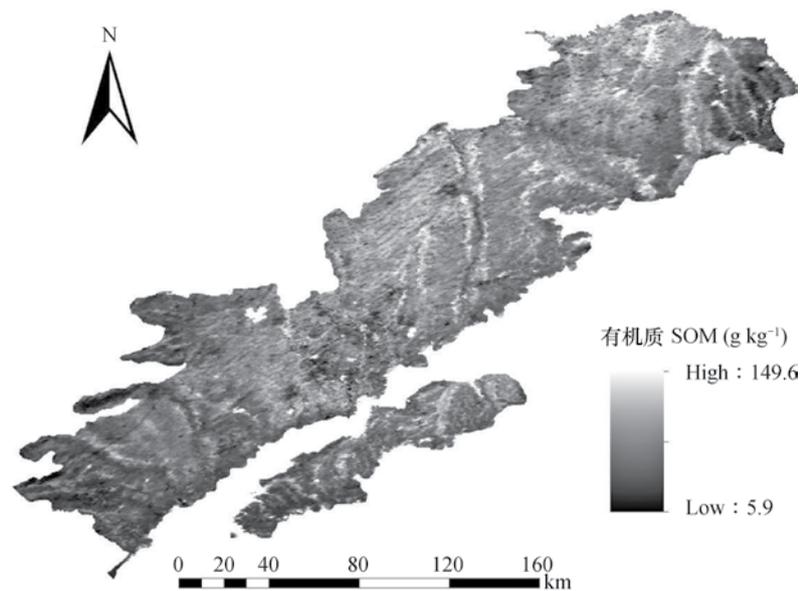


图3 黑土区土壤有机质遥感反演制图

Fig. 3 Mapping of soil organic matter content in the black soil region based on remote sensing inversion

性分析,发现二者中水分与有机质的相关性最大, r 为0.61,而与土壤质地之间相关性并不明显。通过分析水分与有机质之间的相关性和水分对土壤光谱反射率的影响特性,在遥感制图中加入水分因素作为协变量可以使建模更加符合野外实际情况。

运用普通克里格法对研究区土壤水分进行空间插值,实现研究区土壤水分含量的全覆盖,并与MODIS遥感影像1波段的地表反射率相结合,通过多元线性回归分析建立有机质预测模型,实现

研究区有机质空间制图。水分因素的加入,相比单反射率模型,其制图精度大大提高,其中建模 $R^2=0.6151$, $RMSE=0.3285$ 。函数表达式如下:

$$SOM=0.0861X_1+1.936/X_2-14.95$$

式中, SOM 为土壤有机质含量($g\ kg^{-1}$); X_1 代表土壤水分含量, X_2 代表波段1的地表反射率。通过对预测值与实测值的比较,其建模和验证样本都能很好的分布在 $y=x$ 附近。

模型的检验结果中均值、平均绝对误差、均方

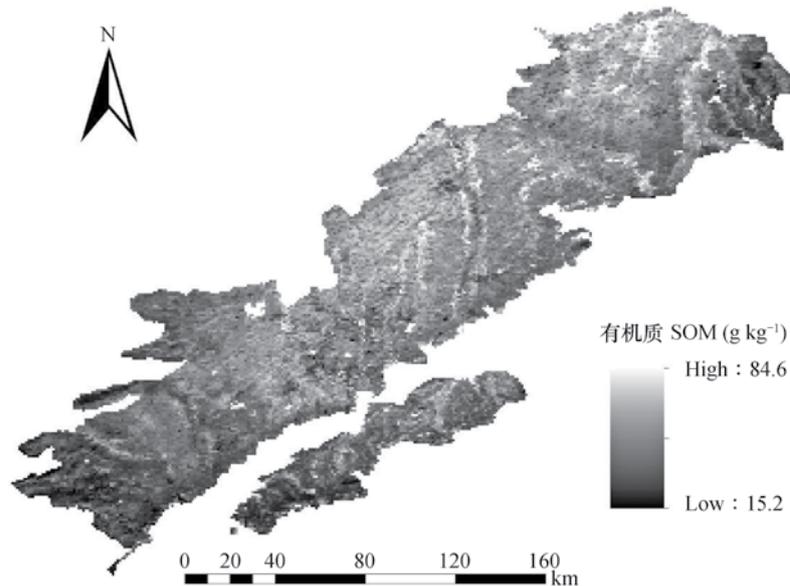


图4 黑土区土壤有机质地统计与遥感结合制图

Fig. 4 Mapping combining geostatistics and remote sensing of soil organic matter content in the black soil region

根误差分别为-0.002、0.3347和0.3891，其预测结果相比单一的反射率模型，能更好揭示研究区有机质的空间分布特征。

图4是基于地统计与遥感反演相结合的研究区土壤有机质制图结果。由于充分融入了空间相关性与地表先验知识，有机质含量区间未出现过大的或者过小的变化。

3 讨论

在几种预测制图结果中，普通克里格的预测效果较差，其原因主要是克里格插值是基于经典统计学，其结果的准确性依赖于大量的采样数据，因而有限的样点必然限制了其预测精度。此外，由于其符合内蕴假设，并通过已知采样点来估计其他未知点的值，因而估值结果仅能反应研究区有机质总体上的变化趋势，对于有机质局部变异预测效果差。而遥感制图中每个预测点均具有各自的像元值，使其在局部差异中，能很好反映有机质变异特点。虽然有地表先验知识的加入，但遥感制图是通过回归分析建立模型，其样点与样点之间相互独立，因而缺少考虑样点之间的相关性。此外，遥感记录的地表反射率是地表综合性质的反映，因而会受除有机质之外的其他因素的影响。本文在遥感制图中，通过地统计插值获得水分空间分布数据，并作为协变量参与建模，使制图结果更加符合野外实际情况，

预测精度明显提高。其预测结果与刘焕军等^[13]为了减少土壤水分的影响，选取五十年未遇干旱时期的TM遥感图像，通过回归分析建立多波段黑土区有机质模型的预测结果相似。可见在一般环境条件下，对于野外环境的复杂性，在使用遥感反演有机质过程中，水分参与建模，不仅使预测结果更加符合实际情况，还能使模型的适用性更加广泛。

建模的方法和遥感的分辨率，采样的数目、分布和间距情况也直接影响到变异程度的高低^[20-21]，从而影响到建模的精度。本文旨在说明有机质遥感反演中，仅用反射率建立预测模型，其模型预测结果不高，需要进一步考虑对光谱反射率有显著影响的水分作为协变量参与建模，因此对于建模方法上只使用了简单的回归分析建立模型，而对于其他建模方法和高分辨率遥感能否提高预测精度，有待下一步研究解决。

4 结论

野外环境中，水分因素的存在，是遥感制图不同于实验室光谱研究的重要区别。针对以往遥感有机质反演制图中，对土壤光谱反射率有显著影响的水分并未作为协变量参与建模的不足，本研究通过地统计方法获得研究区水分的空间分布数据，同时结合遥感反射率建立有机质预测模型。水分因素的加入，使模型预测精度相比以往单一反射率模型

明显提高, 预测结果能反映研究区有机质空间变异特点。对于仅仅通过光谱反射率建立有机质预测模型, 而不考虑对光谱反射率有显著影响的其他因素, 存在条件过于理想化, 与野外实际情况不符合, 其制图效果不理想。野外遥感制图中, 水分因素参与建模, 不仅提高了空间预测制图的精度, 也增强了模型的适用性。

参考文献

- [1] McBratney A B, Stockmann U, Angers D A, et al. Challenges for soil organic carbon research// Hartemink A E, McSweeney K. Soil carbon. New York: Springer, 2014: 3—16
- [2] Dick R P. A review: Long-term effects of agricultural systems on soil biochemical and microbial parameters. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 1992, 40 (1/4): 25—36
- [3] Pepper I L. *Pollution science*. New York, USA: Academic Press, 1996
- [4] Al-Kaisi M M, Yin X H, Licht M A. Soil carbon and nitrogen changes as influenced by tillage and cropping systems in some Iowa soils. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 2005, 105 (4): 635—647
- [5] Huang B, Sun W, Zhao Y, et al. Temporal and spatial variability of soil organic matter and total nitrogen in an agricultural ecosystem as affected by farming practices. *Geoderma*, 2007, 139 (3/4): 336—345
- [6] 陈锋锐, 秦奋, 李熙, 等. 基于多元地统计的土壤有机质含量空间格局反演. *农业工程学报*, 2012, 28 (20): 188—195
- Chen F R, Qin F, Li X, et al. Inversion for spatial distribution of soil organic matter content based on multivariate geostatistics (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28 (20): 188—195
- [7] Shu Q S, Liu Z X, Si B C. Characterizing scale and location dependent correlation of water retention parameters with soil physical properties using wavelet techniques. *Journal of Environmental Quality*, 2008, 37: 2284—2292
- [8] Wang Z Y, Shu Q S, Liu Z X, et al. Scaling analysis of soil water retention parameters and physical properties of a Chinese agricultural soil. *Australian Journal of Soil Research*, 2009, 47: 821—827
- [9] Gomez C, Viscarra Rossel R A, McBratney A B. Soil organic carbon prediction by hyperspectral remote sensing and field vis-NIR spectroscopy: An Australian case study. *Geoderma*, 2008, 146 (4): 403—411
- [10] Hill J, Schütt B. Mapping complex patterns of erosion and stability in dry Mediterranean ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74 (5): 557—569
- [11] 宋金红, 吴景贵, 赵欣宇, 等. 基于TM数据的黑土有机质含量空间格局反演研究. *土壤学报*, 2015, 52 (6): 1422—1429
- Song J H, Wu J G, Zhao X Y, et al. Inversion of spatial pattern of organic matter contents in black soil based on TM data (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2015, 52 (6): 1422—1429
- [12] 汤娜, 张新乐, 刘焕军, 等. 土壤有机质与水分反射光谱响应特征综合作用模拟. *土壤通报*, 2013, 44 (1): 72—76
- Tang N, Zhang X L, Liu H J, et al. Synthesis simulation of correlation characteristics between organic matter and moisture reflectance spectra (In Chinese). *Chinese Journal of Soil Science*, 2013, 44 (1): 72—76
- [13] 刘焕军, 赵春江, 王纪华, 等. 黑土典型区土壤有机质遥感反演. *农业工程学报*, 2011, 27 (8): 211—215
- Liu H J, Zhao C J, Wang J H, et al. Soil organic matter predicting with remote sensing image in typical black soil area of Northeast China (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27 (8): 211—215
- [14] Ben-dor R, Patkln A, Banin A, et al. Mapping of several soil properties using DAIS-7915 hyperspectral scanner data—A case study over clayey soils in Israel. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23 (6): 1043—1062
- [15] Ge Y, Thomasson J A, Morgan C L, et al. VNIR diffuse reflectance spectroscopy for agricultural soil property determination based on regression-kriging. *Transactions of the Asabe*, 2007, 50 (3): 1081—1092
- [16] Lark R M. Kriging a soil variable with a simple nonstationary variance model. *Journal of Agricultural Biological and Environmental Statistics*, 2009, 14 (3): 301—321
- [17] 鲍士旦. *土壤农化分析*. 北京: 中国农业出版社, 2000
- Bao S D. *Soil and agricultural chemistry analysis* (In Chinese). Beijing: China Agriculture Press, 2000
- [18] 吴才武, 夏建新, 段峥嵘. 土壤有机质测定方法述评与展望. *土壤*, 2015, 47 (3): 453—460
- Wu C W, Xia J X, Duan Z R. Review on detection methods of soil organic matter (In Chinese). *Soils*, 2015, 47 (3): 453—460
- [19] Cambardella C A, Moorman T B, Novak J M, et al.

- Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 1994, 58 (5) : 1501—1511
- [20] Bari A, Berndtsson R. Nitrogen source impact on the spatial variability of organic carbon and nitrogen in soil. *Soil Science*, 1996, 161 (5) : 288—297
- [21] Andrew W W, Gunter B, Rodger B G. Geostatistical characterization of soil moisture patterns in the Tarrawarra catchment. *Journal of Hydrology*, 1998, 205 (1/2) : 20—37

Prediction and Mapping of Soil Organic Matter Based on Geostatistics and Remote Sensing Inversion

WU Caiwu¹ ZHANG Yuecong¹ XIA Jianxin^{2†}

(1 College of Resource and Environmental Sciences, Hebei Normal University for Nationalities, Chengde, Hebei 067000, China)

(2 College of Life and Environmental Sciences, Minzu University of China, Beijing 100081, China)

Abstract Soil moisture has a significant impact on soil spectral reflectance, while it was rarely involved in modeling for remote-sensing-inversion-based mapping of soil organic matter in the past. In order to improve the accuracy of spatial prediction of soil organic matter, by taking into full account the characteristics of soil sampling sites, such as spatial autocorrelation, independence and complex field environment, the paper gathered via geostatistics soil moisture spatial distribution data in the study area, based on which in combination of remote sensing reflectance a multivariable prediction model was built up and a soil organic matter spatial distribution map of the black soil region in Jilin Province was plotted. Results show that in remote-sensing mapping of soil organic matter, the involvement of soil moisture as a variable, made the model more consistent with the field reality, and improved significantly the prediction accuracy of the mapping, which fully reflected the variation of soil organic matter in the black soil region of Jilin Province.

Key words Geostatistics; Remote sensing inversion; Moisture; Organic matter; Predicted mapping

(责任编辑：檀满枝)