

典型喀斯特小流域不同植被类型间土壤养分的差异性及其空间预测方法

王苗苗^{1,2,3} 陈洪松^{1,2*} 付同刚^{1,2,3} 张伟^{1,2} 王克林^{1,2}

(¹中国科学院亚热带农业生态研究所亚热带农业生态过程重点实验室, 长沙 410125; ²中国科学院环江喀斯特农业生态系统观测研究站, 广西环江 547100; ³中国科学院大学, 北京 100049)

摘要 植被类型制约着土壤结构和元素的异质化过程,致使土壤养分空间分布存在差异性.本文研究了典型喀斯特小流域不同植被类型间土壤养分(全氮 TN、全磷 TP、全钾 TK、有机质 SOM)含量分布的差异性,分析比较了普通克里金、回归模型、基于植被类型的回归模型对土壤养分预测的精度.结果表明:TN、TK、SOM 与植被类型显著相关($P<0.05$),TP 与植被类型无显著相关($P=0.390$),且 TN 和 SOM 在灌木林与耕地之间的差异性显著,TK 在乔木林与灌草丛、灌木林与耕地、灌草丛与耕地间的含量差异皆显著;非连续的典型喀斯特小流域地形因子空间异质性较高,基于各样点间真实地形因子的多元线性回归预测模型精度优于基于已知点和预测点位置信息的普通克里金预测方法,且基于植被类型的回归预测模型提高了 TN 的预测精度.

关键词 土壤养分; 植被类型; 空间预测; 克里金; 回归模型

Differences of soil nutrients among different vegetation types and their spatial prediction in a small typical karst catchment. WANG Miao-miao^{1,2,3}, CHEN Hong-song^{1,2*}, FU Tong-gang^{1,2,3}, ZHANG Wei^{1,2}, WANG Ke-lin^{1,2} (¹Key Laboratory of Agro-ecological Processes in Subtropical Region, Institute of Subtropical Agriculture, Chinese Academy of Sciences, Changsha 410125, China; ²Huanjiang Observation and Research Station of Karst Ecosystem, Chinese Academy of Sciences, Huanjiang 547100, Guangxi, China; ³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China).

Abstract: Vegetation types restrict soil structure and heterogeneous processes of elements, which result in difference in spatial distribution of soil nutrients. In this study, the differences in contents of soil nutrients, TN, TP, TK, and soil organic matter (SOM) among different vegetation types were analyzed, and the accuracy of ordinary kriging, regression model and regression model based on vegetation type in predicting soil nutrients was compared. The results showed that, TN, TK and SOM were significantly ($P<0.05$) correlated to vegetation type, and TP had no significant correlation with vegetation type ($P=0.390$). TN and SOM had significant difference between shrubbery and arable land. TK had significant difference between arbor and scrub-grassland, shrubbery and arable land, and scrub-grassland and arable land, respectively. In a non-continuous typical small karst catchment, because of high spatial heterogeneity of terrain, the accuracy of multivariate linear regression model based on the real terrain factors of various points was considerably higher than that of ordinary kriging prediction method considering the locations of the known points and prediction points. Moreover, the regression model based on vegetation type improved the prediction accuracy of the TN.

Key words: soil nutrient; vegetation type; spatial prediction; Kriging; regression model.

本文由国家重点基础研究发展计划项目(2015CB452703)和中国科学院 STS 计划项目(KFJ-EW-ST-092)资助 This work was supported by the National Key Basic Research and Development Plan of China (2015CB452703) and the Science and Technology Service Network Initiative of Chinese Academy of Sciences (KFJ-EW-ST-092).

2015-12-15 Received, 2016-03-31 Accepted.

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: hbchs@isa.ac.cn

土壤养分作为植物营养元素的源泉,是土壤的重要组成部分.由于受到自然和人为因素的共同影响,土壤养分表现出一定的空间异质性,即在一定的景观内,在同一时间、不同地点的土壤养分存在明显的差异性和多样性^[1].土壤特性的空间异质性普遍存在^[2].喀斯特地区地貌环境复杂,土壤养分的空间异质性程度较高^[3-6].对土壤养分空间分布的准确预测有利于正确规划土地利用方式,对减少资源浪费、增加收入、保护农业资源和环境质量具有重要意义.就土壤养分的空间预测方法而言,其经历了从传统统计学到地统计学,再到神经网络、地理信息技术以及高精度曲面建模等不断改进的过程^[7],国内外学者对此皆有研究^[8-13].其中,对桂西北喀斯特地区土壤养分的预测也有一些研究,如张伟等^[11]利用基于残差最大似然法(residual maximum likelihood, REML)的线性无偏最优估计方法对土壤养分进行预测, Yang 等^[13]在广西平果县土壤有机质的预测中研究了地形指数对多元线性回归和回归克里金预测精度的影响.克里金预测方法基于已知点和未知点的位置关系,多元线性回归预测模型基于样点的真实地形因子;前者对连续性地形预测精度相对较高,后者在连续性地形的养分预测中存在一定的局限性.此外,有研究表明,尺度亦影响养分的空间变异和预测质量^[14].基于此,典型喀斯特地区小流域的非连续性地貌特征是否会影响预测方法的适用性?将定性变量植被类型转换为虚拟变量参与到模型构建中是否有助于提高典型喀斯特小流域土壤养分的预测精度?土壤养分主要分为全量养分和速效养分.考虑到速效养分受随机因素的影响较大,本研究选取桂西北典型峰丛洼地地貌小流域的土壤有机质(SOM)、全氮(TN)、全磷(TP)、全钾(TK)作为研究内容,在分析不同植被类型土壤养分含量差异的基础上,对普通克里金预测、多元线性回归预测和基于植被类型的多元线性回归预测的精度进行验证分析,以为后续合理规划植被类型、基于环境因子快速预测土壤养分空间分布特征提供理论基础.

1 研究地区与研究方法

1.1 研究区域概况

中国科学院环江喀斯特生态系统观测研究站(24° 43′ 58.9″—24° 44′ 48.8″ N, 108° 18′ 56.9″—108° 19′ 58.4″ E),位于广西壮族自治区河池市环江毛南族自治县南部与宜州市接壤的大才乡木连村境内,海拔 272.0~647.2 m,面积约 1.46 km²,是典型的

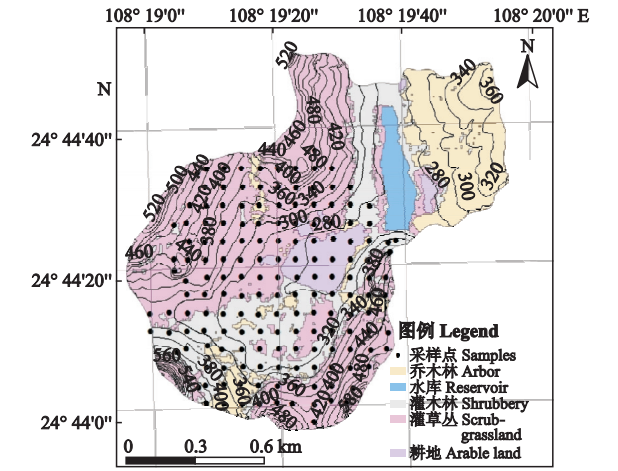


图 1 研究区及采样点位置示意图
Fig.1 Locations of the study area and sampling sites.

喀斯特峰丛洼地地貌.研究区内降雨量充足,2006—2011 年间年均降雨量 1445.6 mm^[15],但四季分布不均,有明显的旱、雨季之分.研究区内的植被覆盖较少,多为喜钙、耐旱的物种,乔木较典型的有:菜豆树(*Radermachera sinica*)、朴树(*Celtis sinensis*)、圆叶乌桕(*Sapium rotundifolium*)等,灌木较典型的有:红背山麻杆(*Alchornea trewioides*)、黄荆(*Vitex negundo*)等.研究区及采样点位置如图 1 所示.

1.2 样品采集与分析

样品的采集方式为网格布点,网格尺寸为 80 m×80 m,设计样点 182 个,实际获得样点数为 163 个.采样时间为 2011 年 12 月,采集时在每个样点的 5 m×5 m 范围内随机采集 5 个 0~20 cm 的表层土壤,均匀混合后取样,作为该样点的土样.在采样过程中采集环刀数据,每个样点至少设一个平行样,用以计算容重、体积含水量.利用 GPS 精确定位,并记录高程、土壤厚度、植被类型等信息.土壤样品挑拣碎石杂物,风干、过筛后备用,计算碎石含量. TN、TP、TK、SOM 含量的分析方法见文献[16].

1.3 数据处理

利用 Excel 软件进行经典统计学分析,将测得的数据以 3 倍标准差范围剔除异常值.利用 GIS 软件,基于高程信息计算样点的坡度、坡向,基于已知点的养分指标进行克里金插值.利用 SPSS 软件计算样点的养分指标与地形因子、容重、裸岩率等之间的相关性,构建线性回归模型.利用 GS+ 软件进行半方差分析.经典统计分析中,对样本数、最小值、最大值、平均值、标准差(SD)、偏度、峰度和变异系数进行统计.

本研究采用交叉验证法^[17]对预测方法的精度

进行分析,在采样点中随机选取 50 个点作为验证点,其余点参与模型的构建.对预测结果的分析中,利用均差和均方根误差对预测方法的精度进行比较.均差即平均误差 (ME),代表真实值和预测值之间的平均差异;均方根误差 (RMSE) 用来衡量预测值与真实值之间的偏差.本研究对预测方法高精度的确定基于 ME 越接近于 0 及 RMSE 最小的原则,且优先考虑 RMSE 最小.其中,ME 和 RMSE 的计算公式如下:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)$$
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$$

式中: a_i 为真实值; b_i 为预测值; n 为样点个数.

2 结果与分析

2.1 土壤养分统计分析及其与影响因子的相关性

由表 1 可知,研究区内各养分指标的变异程度较大,变异系数介于 0.38~0.68 之间,其中 TK 的变异程度最高,变异系数高达 0.68.有机质在研究区内空间变异范围最大,最大值与最小值相差 102.24,标准差高达 20.94;TP 在研究区内的分布相对稳定,变异系数为 0.38,标准差仅为 0.38.各养分指标的分布形态上,TN、TP、TK 和 SOM 皆呈右偏态,TN 和 TP 的分布形态与标准正态分布相比较为陡峭.

由表 2 可知,TN 与土壤深度、容重和裸岩率存在极显著的相关关系,其中与土壤深度、容重呈负相

关;TP 与高程、坡度、容重和裸岩率存在极显著的相关关系,其中与高程、容重呈负相关;TK 受地形因子和环境因子的影响较大,与土壤深度、高程、坡度、体积含水量、裸岩率、碎石覆盖率和碎石含量均呈极显著相关关系,且除与土壤深度和体积含水量呈正相关外,其余皆为负相关;SOM 与土壤深度、容重和裸岩率呈极显著相关关系,其中与裸岩率呈正相关.

2.2 植被类型对土壤养分的影响

土壤养分在植被类型间的空间分布存在一定差异,不同植被类型间各养分指标的含量如图 2 所示.在各植被类型间,TP 的分布差异最小,其含量皆在 $1.0\text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 左右,其中在耕地的空间变异最小,分布最稳定,标准差仅为 0.12;TN 在灌木林中含量最高,乔木林和灌草丛中含量次之,耕地中含量最少,平均含量仅为 $3.34\text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$;耕地中的 TK 含量最高,其次是乔木林,灌木林和灌草丛的含量相对较少;与 TN、TP、TK 相比,土壤中 SOM 含量较高,在各植被类型内空间变异均较大,与其他植被相比,耕地内 SOM 含量最低且空间变异最小,但标准差仍高达 12.67.

由表 3 可知,TN、TK、SOM 与植被类型显著相关($P<0.05$),其中 TK 与植被类型极显著相关($P<0.01$);TP 与植被类型无显著相关($P=0.390$),即研究区内的 TP 受植被类型的影响较小.TN 和 SOM 在灌木林与耕地之间的差异显著;TK 在乔木林与灌草丛、灌木林与耕地、灌草丛与耕地间的含量差异皆显著.

表 1 土壤养分的描述性统计
Table 1 Descriptive statistics of soil nutrients

土壤养分 Soil nutrient	样本数 Samples	最小值 Minimum	最大值 Maximum	平均值 Mean	标准差 SD	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis	变异系数 CV
TN ($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)	161	0.16	12.39	4.97	2.09	0.755	1.174	0.42
TP ($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)	158	0.13	2.35	1.00	0.38	0.982	1.553	0.38
TK ($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)	162	<0.01	9.03	3.45	2.33	0.554	-0.660	0.68
SOM ($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)	159	<0.01	102.24	50.46	20.94	0.149	-0.169	0.41

TN: 全氮 Total nitrogen; TP: 全磷 Total phosphorus; TK: 全钾 Total potassium; SOM: 土壤有机质 Soil organic matter.下同 The same below.

表 2 土壤养分与环境因子的相关系数
Table 2 Correlation coefficients between soil nutrients and environmental factors

土壤养分 Soil nutrient	土壤深度 Soil depth	高程 Elevation	坡度 Slope	坡向 Aspect	容重 Bulk density	体积含水量 Volumetric water content	裸岩率 Bare rock rate	碎石覆盖率 Gravel coverage	碎石含量 Gravel content
TN	-0.215 **	-0.047	0.020	0.030	-0.651 **	0.068	0.452 **	-0.045	0.007
TP	0.047	-0.322 **	-0.236 **	-0.038	-0.477 **	0.055	0.244 **	-0.130	0.014
TK	0.367 **	-0.492 **	-0.389 **	0.082	-0.035	0.420 **	-0.241 **	-0.341 **	-0.489 **
SOM	-0.224 **	0.023	0.060	0.086	-0.643 **	0.149	0.379 **	-0.027	-0.100

* $P<0.05$; ** $P<0.01$.

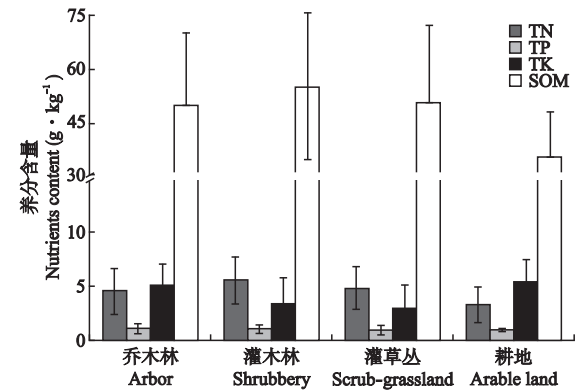


图2 不同植被类型中TN、TP、TK 和SOM 含量

Fig.2 Contents of TN, TP, TK and SOM in different vegetation types.

I : 乔木林 Arbor; II : 灌木林 Shrubby; III : 灌草丛 Scrub-grassland; IV : 耕地 Arable land. TN: 全氮 Total nitrogen; TP: 全磷 Total phosphorus; TK: 全钾 Total potassium; SOM: 土壤有机质 Soil organic matter. 下同 The same below.

2.3 土壤养分的空间预测

2.3.1 养分指标的空间预测 本研究利用 GS⁺ 软件对随机选取参与预测的样点的养分指标进行半方差分析,得到各个土壤养分指标的最优模型、基台值、块金值和变程,结合 GIS 软件进行普通克里金插值,得到研究区内各养分指标的空间分布状况(图3).基于验证点已知的地理位置信息,提取各养分指标作为预测值.

回归模型的构建中,与 TN 存在极显著相关的土壤深度、容重和裸岩率参与到模型构建中;与 TP 存在极显著相关的高程、坡度、容重和裸岩率参与到模型构建中;与TK极显著相关的土壤深度、高程、

表3 植被类型对土壤养分的影响

Table 3 Effects of vegetation type on soil nutrients (g · kg⁻¹, mean±SD)

植被类型 Vegetation type	TN	TP	TK	SOM
I	4.60±2.19ab	1.12±0.49a	5.19±1.93ab	49.45±20.29ab
II	5.59±2.19a	1.06±0.37a	3.47±2.38bc	54.65±20.43a
III	4.90±1.99ab	0.96±0.39a	3.02±2.19c	50.43±21.41ab
IV	3.34±1.62b	0.98±0.12a	5.52±2.03a	34.98±12.67b
F	3.887	1.010	6.427	2.679
P	0.010	0.390	0.000	0.049

I : 乔木林 Arbor; II : 灌木林 Shrubby; III : 灌草丛 Scrub-grassland; IV : 耕地 Arable land. 同列不同小写字母表示差异显著 ($P < 0.05$) Different small letters in the same column meant significant difference at 0.05 level.

坡度、体积含水量、裸岩率、碎石覆盖率和碎石含量皆参与到模型构建中;与 SOM 存在极显著相关的土壤深度、容重和裸岩率参与到模型构建中.利用构建的多元线性回归预测模型,基于验证点已知的参与到预测模型中的土壤深度、容重、高程、坡度和裸岩率等影响较大的相关因子计算其指标含量,作为验证点各养分指标的预测值.回归模型方程参数如表4所示.

考虑到 TP 与植被类型无显著相关性,因此只对 TN、TK 和 SOM 做基于植被类型的多元线性回归预测.一个定类变量,总类数为 n (本研究总类数为4,即为4种植被类型),则应引入 $n-1$ 个虚拟变量(本研究中虚拟变量为3),省略的一类即为参照类,不能引入 n 个虚拟变量,否则会产生多重共线性问题^[18].本研究中乔木林、灌木林、灌草丛和耕地作为定性变量,在线性回归中成为虚拟变量,分别赋值为

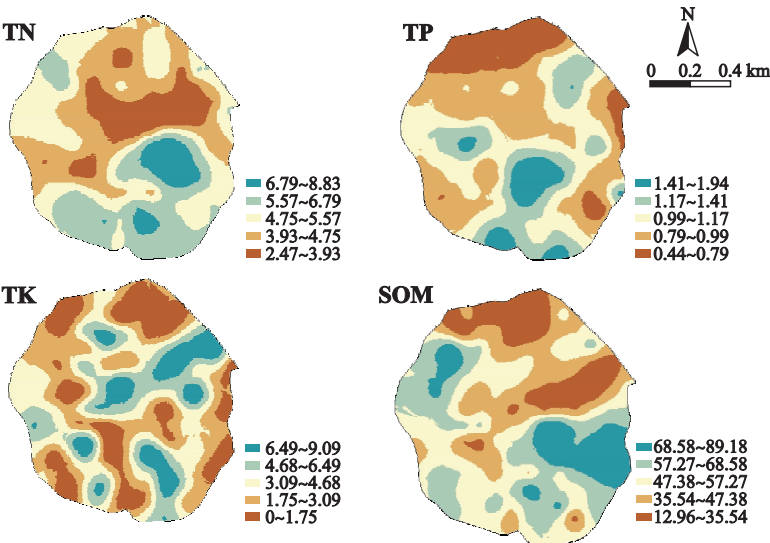


图3 TN、TP、TK 和 SOM 的克里金预测空间分布

Fig.3 Spatial distributions of TN, TP, TK and SOM based on Kriging model (g · kg⁻¹).

表 4 土壤养分回归方程参数
Table 4 Parameters of the regression equations of the soil nutrients

土壤养分 Soil nutrient	常数 Constant	土壤深度 Soil depth	容重 Bulk density	裸岩率 Bare rock rate	高程 Elevation	坡度 Slope	体积含水量 Volumetric water content	碎石覆盖率 Gravel coverage rate	碎石含量 Gravel content	R^2	P
TN	10.791	-0.014	-5.960	0.022	-	-	-	-	-	0.438	0.000
TP	2.358	-	-0.832	0.002	-0.001	-0.003	-	-	-	0.310	0.000
TK	7.608	0.022	-	-0.009	-0.013	0.016	0.012	0.006	-0.050	0.428	0.000
SOM	121.755	-0.233	-64.627	0.028	-	-	-	-	-	0.414	0.000

1、2、3、4,将乔木林作为参照变量,对其进行重新编码.本研究引入 3 个虚拟变量,分别为 D_1 、 D_2 、 D_3 .

$$D_1 = \begin{cases} 1 & \text{灌木林} \\ 0 & \text{其他植被类型} \end{cases}$$
$$D_2 = \begin{cases} 1 & \text{灌草丛} \\ 0 & \text{其他植被类型} \end{cases}$$
$$D_3 = \begin{cases} 1 & \text{耕地} \\ 0 & \text{其他植被类型} \end{cases}$$

即:

	D_1	D_2	D_3
乔木林	0	0	0
灌木林	1	0	0
灌草丛	0	1	0
耕地	0	0	1

基于植被类型构建的线性回归模型方程参数如表 5 所示.

利用考虑植被类型的多元线性回归预测模型,基于验证点已知的植被类型,以与预测模型同样的处理方式重新编码,同样取其 D_1 、 D_2 、 D_3 ,参与到验证点养分指标的计算中,作为验证点的预测值.此外,回归模型方程皆达到极显著水平($P=0.000$),虽然 R^2 值并不是很高,但是基于以往研究结果^[19-21]及喀斯特地区异质性较高的现状,本研究结果还是可以接受的.如果在采样过程中对地形因子的获取减少人为因素的误差,或者基于较高分辨率的数字地形模型获取地形因子,会有更好的解释结果.

2.3.2 预测结果分析 由 50 个随机验证点的土壤

养分真实值和基于各预测方法获取的预测值的散点图(图 4)可知,TN 和 SOM 的预测结果相似,未考虑植被类型的线性回归和基于植被类型的线性回归的预测值相近,更接近于真实值;TN 和 SOM 未考虑植被类型的回归预测均值分别为 5.02 和 52.21 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$;TN 和 SOM 基于植被类型的回归预测均值分别为 5.04 和 52.43 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$;TN 和 SOM 的真实均值分别为 4.93 和 50.16 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$.不同的是,TN 克里金预测值虽然并不最接近真实值,但其变化范围与真实值(0.16~12.39 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)相比是较稳定的,其值域介于 3.06~8.55 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间;克里金预测方法对 SOM 高值区的预测更接近于真实值,且克里金预测值(均值为 53.31 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)总体较真实值和回归预测值偏高.就 TK 而言,克里金预测值的变化范围(0.93~7.76 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)最接近真实值(0.16~8.92 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$),回归预测值(均值为 2.98 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)总体较真实值(均值为 3.29 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)偏低,基于植被类型的回归预测均值为 3.32 $\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$,最接近于真实值.

由表 6 可知,TN 基于植被类型的多元线性回归预测精度最高,均方根误差为 1.6854,且平均误差接近于 0,比未考虑植被类型的多元线性回归模型(均方根误差为 1.6859)精度有所提高;TK 和 SOM 不考虑植被类型的多元线性回归预测精度最高,均方根误差分别为 1.6677 和 16.2666.普通克里金预测方法在 3 种养分指标的预测中精度皆是最低的.

表 5 基于植被类型的土壤养分回归方程参数
Table 5 Parameters of the regression equations of the soil nutrients based on vegetation types

土壤养分 Soil nutrient	常数 Constant	土壤深度 Soil depth	容重 Bulk density	裸岩率 Bare rock rate	高程 Elevation	坡度 Slope	体积含水量 Volumetric water content	碎石覆盖率 Gravel coverage rate	碎石含量 Gravel content	虚拟变量 Virtual variable			R^2	P
										D_1	D_2	D_3		
TN	9.647	-0.013	-5.697	0.023	-	-	-	-	-	1.182	0.794	0.803	0.459	0.000
TK	10.106	0.024	-	-0.008	-0.016	0.020	0.006	0.004	-0.052	-2.516	-1.340	-1.411	0.496	0.000
SOM	112.841	-0.143	-67.275	0.048	-	-	-	-	-	7.188	10.056	0.574	0.430	0.000

表 6 预测方法的精度
Table 6 Precision of prediction methods

土壤养分 Soil nutrient	普通克里金 Ordinary Kriging		多元线性回归 Multi-linear regression		基于植被类型的多元线性回归 Multi-linear regression based on vegetation type	
	平均误差 Mean error	均方根误差 Root mean square error	平均误差 Mean error	均方根误差 Root mean square error	平均误差 Mean error	均方根误差 Root mean square error
TN	-0.1525	2.0593	-0.0830	1.6859	-0.1023	1.6854
TK	-0.4038	1.9588	0.3187	1.6677	-0.0290	1.7750
SOM	-3.1446	17.5605	-2.0433	16.2666	-2.2658	16.8329

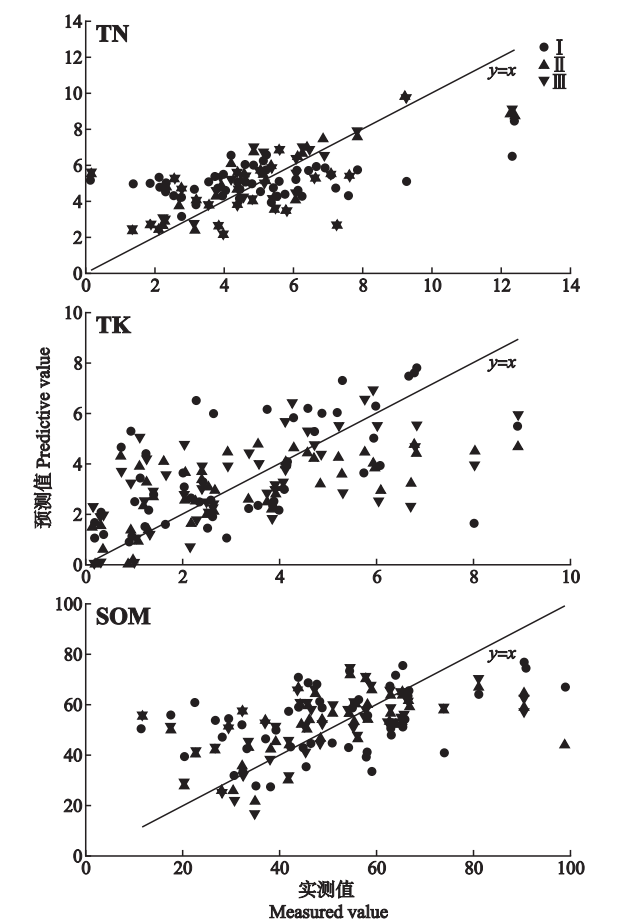


图 4 验证点的实测值和预测值比较
Fig.4 Comparisons of the measured and predictive values of verification points.
I：克里金预测值 Predicted values of Kriging；II：回归预测值 Predicted values of regression；III：基于植被类型的回归预测值 Predicted values of regression based on vegetation types.

3 讨 论

峰丛洼地是一种典型的喀斯特地貌,地质环境特殊,极易受到破坏,土壤养分在这种脆弱生态系统中的分布特征直接影响着区域内的生产力和生态恢复的途径和方向.本研究表明,研究区内的土壤养分皆存在一定程度的变异,变异程度为 TK>TN>SOM>

TP,养分的这种空间变异特性主要受土壤质地、地形、种植制度、施肥水平等多因素影响^[22-23].由本研究的相关性分析亦可知,土壤养分指标与某些地形因子、土壤质地等存在显著相关,如变异性程度最大的TK,与土壤深度、高程、坡度、体积含水量、裸岩率、碎石覆盖率和碎石含量都极显著相关,其中与高程的相关指数最大,可推断研究区内地形是影响TP空间高异质性的主要因素之一.就植被类型对土壤养分的影响而言,已有研究表明,植物群落组成和群落中植物个体的分布格局制约着土壤结构和元素的异质化过程^[24].本研究亦发现,植被类型对养分的空间分布有重要影响,除TP在植被类型间的分布差异较小外,TN、TK和SOM与植被类型均存在不同程度的显著相关,其在不同植被类型间的含量存在明显差异:TN和SOM在各植被类型间的含量分布相似,由高到低依次为灌木林>灌草丛>乔木林>耕地,不同的是,SOM在灌草丛和乔木林中的差异相对较小.研究区以岩溶地质条件为背景,土层较薄,养分流失严重,可能造成研究区内灌木类植被的生长对养分的控制较乔木类好.TK在各植被类型间的含量依次为耕地>乔木林>灌木林>灌草丛,TK在耕地中的高含量可能与研究区内试验样地的人工施肥有关.此外,与TN、TP、TK相比,土壤中SOM含量较高,其均值达50.46 g·kg⁻¹,因SOM具有重要的肥力作用,研究区内人类活动可能是使其呈现高值的主要原因.

已有研究表明,在土壤养分的预测中,将地形指数、土地利用方式或者植被类型参与到预测模型的构建中,其精度会有所提高^[25-27].本研究亦发现,在TN的预测中,基于植被类型的多元线性回归模型较未考虑植被类型的多元线性回归模型精度提高了0.0005.但是,TK和SOM的预测模型中植被类型的参与反而使模型精度有所下降,可能与验证点的随机选取有关.普通克里金预测,在3种养分指标的预测中精度都是最低的,主要是因为普通克里金空间

插值基于已知点和未知点的位置关系,其首先考虑的是空间属性在空间位置上的变异分布,确定对一个待插点值有影响的距离范围,然后用此范围内的采样点来估计待插点的属性值;而研究区内地形因素的空间异质性较高,仅仅依据样点间的地理位置信息对其进行估测势必会使预测的精度有所下降。研究发现,与连续性地形相比,综合各点实际地形因子的线性回归预测模型更适合于非连续性地形区域养分指标的预测。此外,本研究仅对试验结果进行宏观性描述分析,其内在的影响机制还有待于进一步研究。

4 结 论

研究区内的土壤养分都存在一定程度的变异,变异程度依次为 $TK > TN > SOM > TP$ 。不同养分指标在不同植被类型中具有明显的差异性,除 TP 在植被类型间的分布差异相对较小外, TN 和 SOM 与植被类型显著相关, TK 与植被类型极显著相关。非连续的典型喀斯特小流域地形因子空间异质性较高,基于各样点间真实地形因子的多元线性回归预测模型精度优于基于已知点和预测点位置信息的克里金预测方法。

参考文献

- [1] Cambardella CA, Moorman TB, Novak JM, *et al.* Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 1994, **58**: 1501–1511
- [2] Burrough PA. Soil variability: A late 20th century view. *Soils and Fertilizers*, 1993, **56**: 529–562
- [3] Liu S-J (刘淑娟), Zhang W (张 伟), Wang K-L (王克林), *et al.* Spatiotemporal heterogeneity of topsoil nutrients in Karst peak-cluster depression area of Northwest Guangxi, China. *Acta Ecologica Sinica* (生态学报), 2011, **31**(11): 3036–3043 (in Chinese)
- [4] Zhang W (张 伟), Chen H-S (陈洪松), Wang K-L (王克林), *et al.* The heterogeneity of soil nutrients and their influencing factors in peak-cluster depression areas of Karst region. *Scientia Agricultura Sinica* (中国农业科学), 2006, **39**(9): 1828–1835 (in Chinese)
- [5] Zhang W (张 伟), Chen H-S (陈洪松), Wang K-L (王克林), *et al.* Spatial variability of soil nutrients on hillslope in typical karst peak-cluster depression areas. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (农业工程学报), 2008, **24**(1): 68–73 (in Chinese)
- [6] Gao P (高 鹏), Fu T-G (付同刚), Wang K-L (王克林), *et al.* Spatial heterogeneity of surface soil nutrients in a small catchment in Karst peak-cluster depression area. *Research of Agricultural Modernization* (农业

- 现代化研究), 2013, **34**(3): 362–366 (in Chinese)
- [7] Xu J-B (徐剑波), Song L-S (宋立生), Peng L (彭磊), *et al.* Research review on methods of spatial prediction of soil nutrients. *Ecology and Environmental Sciences* (生态环境学报), 2011, **20**(8–9): 1379–1386 (in Chinese)
- [8] Wang D (王 丹), Song X (宋 轩), Chen J (陈杰). Mapping of soil nutrient prediction based on the environmental factors. *Jiangsu Agricultural Sciences* (江苏农业科学), 2014, **42**(4): 277–280 (in Chinese)
- [9] Xu L-H (徐丽华), Xie D-T (谢德体), Wei C-F (魏朝富), *et al.* Prediction of total nitrogen and total phosphorus concentrations in purple soil using hyperspectral data. *Spectroscopy and Spectral Analysis* (光谱学与光谱分析), 2013, **33**(3): 723–727 (in Chinese)
- [10] Zhang G-P (张国平), Guo P-T (郭澎涛), Wang Z-Y (王正银), *et al.* Prediction of spatial distribution of hilly farmland with purple soil nutrient. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (农业工程学报), 2013, **29**(6): 113–120 (in Chinese)
- [11] Zhang W (张 伟), Chen H-S (陈洪松), Wang K-L (王克林), *et al.* Use of satellite information and GIS to predict distribution of soil organic carbon in depressions amid clusters of karst peaks. *Acta Pedologica Sinica* (土壤学报), 2012, **49**(3): 601–606 (in Chinese)
- [12] Igor B, Milan M, Zeljka Z, *et al.* Spatial variation of soil nutrients on sandy-loam soil. *Soil & Tillage Research*, 2014, **144**: 174–183
- [13] Yang QY, Jiang ZC, Li WJ, *et al.* Prediction of soil organic matter in peak-cluster depression region using kriging and terrain indices. *Soil & Tillage Research*, 2014, **144**: 126–132
- [14] Lei Y-W (雷咏雯), Wei C-Z (危常州), Li J-H (李俊华), *et al.* Characters of soil nutrient spatial variability in different scale. *Soils* (土壤), 2004, **36**(4): 376–381 (in Chinese)
- [15] Yang J (杨 静), Chen H-S (陈洪松), Nie Y-P (聂云鹏), *et al.* Variation of precipitation characteristics and shallow groundwater depth in the typical karst peak-cluster depression areas. *Journal of Soil and Water Conservation* (水土保持学报), 2012, **26**(5): 239–243 (in Chinese)
- [16] Liu G-S (刘光崧). Physical and Chemical Analysis of Soil and Description of the Profile. Beijing: China Standards Press, 1997 (in Chinese)
- [17] Fan Y-D (范永东). A Summary of Cross-Validation in Model Selection. Master Thesis. Taiyuan: Shanxi University, 2013 (in Chinese)
- [18] Neter J. Applied Linear Regression Model. New York: McGraw Hill, 2005
- [19] Zhang S-M (张素梅), Wang Z-M (王宗明), Zhang B (张 柏), *et al.* Prediction of spatial distribution of soil nutrients using terrain attributes and remote sensing data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (农业工程学报), 2010, **26**(5): 188–194 (in Chinese)
- [20] Wang N-N (王宁宁). Study on the Prediction of Soil

Nutrients Spatial Distribution in Jiutai County. Master Thesis. Changchun: Jilin University, 2009 (in Chinese)

[21] Lian G (连 纲), Guo X-D (郭旭东), Fu B-J (傅博杰), *et al.* Spatial variability and prediction of soil nutrients in a small catchment of the Loess Plateau. *Acta Ecologica Sinica* (生态学报), 2008, **28**(3): 946-954 (in Chinese)

[22] Guo X-D (郭旭东), Fu B-J (傅伯杰), Ma K-M (马克明), *et al.* Spatial variability of soil nutrient based on GIS and Geo-statistics. *Chinese Journal of Applied Ecology* (应用生态学报), 2000, **11**(4): 555-563 (in Chinese)

[23] Shi L-J (史利江). Spatial Variability of Soil Nutrient based on GIS and Geo-statistics. Master Thesis. Shanghai: Shanghai Normal University, 2006 (in Chinese)

[24] Chen XL, An SQ, Li Y, *et al.* The individual distribution patterns and soil elements heterogeneity during the

degradation of grassland in Ordos. *Acta Phytoecologica Sinica*, 2003, **27**: 503-509

[25] Li Y. Can the spatial prediction of soil organic matter contents at various sampling scales be improved by using regression kriging with auxiliary information. *Geoderma*, 2010, **159**: 63-75

[26] Liu SL, An N, Yang JJ, *et al.* Prediction of soil organic matter variability associated with different land use types in mountainous landscape in southwestern Yunnan. *Catena*, 2015, **133**: 137-144

[27] Shi WJ, Liu JY, Du ZP, *et al.* Surface modeling of soil properties based on land use information. *Geoderma*, 2011, **162**: 347-357

作者简介 王苗苗, 女, 1988 年生, 博士研究生, 主要从事区域生态与景观生态研究. E-mail: 307205590@qq.com

责任编辑 张凤丽
