

土壤有机碳空间变异性对采样密度的响应研究*

叶回春¹ 黄珊瑜² 张世文³ 张立平¹ 黄元仿¹ 黄亚捷¹

(1. 中国农业大学资源与环境学院, 北京 100193; 2. 科隆大学地理学院, 科隆 50923;

3. 安徽理工大学地球与环境学院, 淮南 232001)

摘要: 以北京地区土壤有机碳(SOC)为目标变量,对比4种不同采样密度下SOC质量比空间变异的结构性变化以及在不同采样密度下不同空间预测方法对SOC质量比空间预测不确定性方面的表现。结果表明,SOC质量比关于地形因子的趋势属于宏观趋势,以低采样密度的趋势拟合效果最优;随着采样密度的增加,SOC质量比及其去趋势后残差的系统内部随机变异逐渐增强,结构变异逐渐减弱,变异函数的分布也越平稳,空间预测的不确定性也逐渐减小。另外,变异函数的变程可能也影响空间预测的不确定性;增加采样密度和引入地形因子辅助的回归克里格法均可以提高北京地区SOC质量比的预测精度;在预测精度不降低的情况下,引入地形因子辅助可以在一定程度上减少采样的数量。

关键词: 土壤有机碳 空间变异 尺度效应 采样密度 北京

中图分类号: S151.9; S159.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)12-0215-09

引言

尺度是近年来在地理学研究中出现频率极高的一个术语。尺度是指研究对象或过程的时间或空间维、用于信息收集和处理的的时间或空间单位、由时间或空间范围决定的一种格局变化^[1]。土壤特性的空间变异性是尺度函数,不同尺度下同一变量的自相关程度相差很大^[2]。大尺度采样条件下,小尺度下的结构特征将被掩盖,大量细节被省略,不利于深入分析土壤特性的空间变异结构特征;小尺度采样将耗费大量的人力、物力和财力,另外,采样尺度过小,大尺度上的变异往往由于比较微弱又作为“随机变异”被忽视或通过降维扣除,研究陷入局部而不能窥其全貌^[2-5]。对于土壤特性的空间变异来说,大尺度上的空间变异一般与区域环境要素(如土壤质地、成土母质、地形、气候等)有关,而小尺度上的空间变异一般与人为因素(如土地利用类型、农业生产措施等)关系密切^[6]。

通常情况下,我们所说的研究尺度主要包括采样幅度(采样范围的大小)、采样粒度(采样间隔或密度)以及采样支撑(采样仪器测量面积大小)^[7-8]。目前的研究主要集中于采样幅度变化^[9-11]、采样粒度变化^[5,12-15]以及采样幅度和粒度

同时变化^[2,16-19]对土壤特性空间变异的影响。

上述研究虽可以有效揭示土壤特性的多尺度变异特征,但从土壤特性变异函数到空间预测过程中预测精度和预测不确定性等这一系列流程仍缺乏系统深入地分析,特别是如何利用容易获取的外部数据来辅助进行土壤特性尺度效应的研究仍需深入探讨。因此,本文以北京地区的土壤有机碳(Soil organic carbon, SOC)作为目标变量,通过设计4种不同的样本点数,评价不同采样密度对SOC质量比变异函数的影响以及不同采样密度对SOC质量比空间预测精度及预测不确定性的影响,同时比较普通克里格法(Ordinary Kriging, OK)和回归克里格法(Regression Kriging, RK)对SOC质量比空间预测精度及预测不确定性的影响。

1 材料与方法

1.1 研究方法

采用采样密度的高低来反映采样尺度的变化,即空间粒度的变化,研究不同采样密度下SOC质量比的空间变异特征。研究区内设计随机采样点1349个,为了验证该方法,将这些采样点随机选取115个作为验证点,其余1234个作为训练样点(图1)。为了评价不同采样密度对SOC质量比空间

收稿日期: 2014-04-27 修回日期: 2014-07-12

* 国家自然科学基金资助项目(41071152)和公益性行业(农业)科研专项资助项目(201103005-01-01)

作者简介: 叶回春, 博士生, 主要从事土壤属性空间异质性和过程模拟研究, E-mail: yehuichun000@126.com

通讯作者: 黄元仿, 教授, 博士生导师, 主要从事水土资源高效利用研究, E-mail: yfhuang@cau.edu.cn

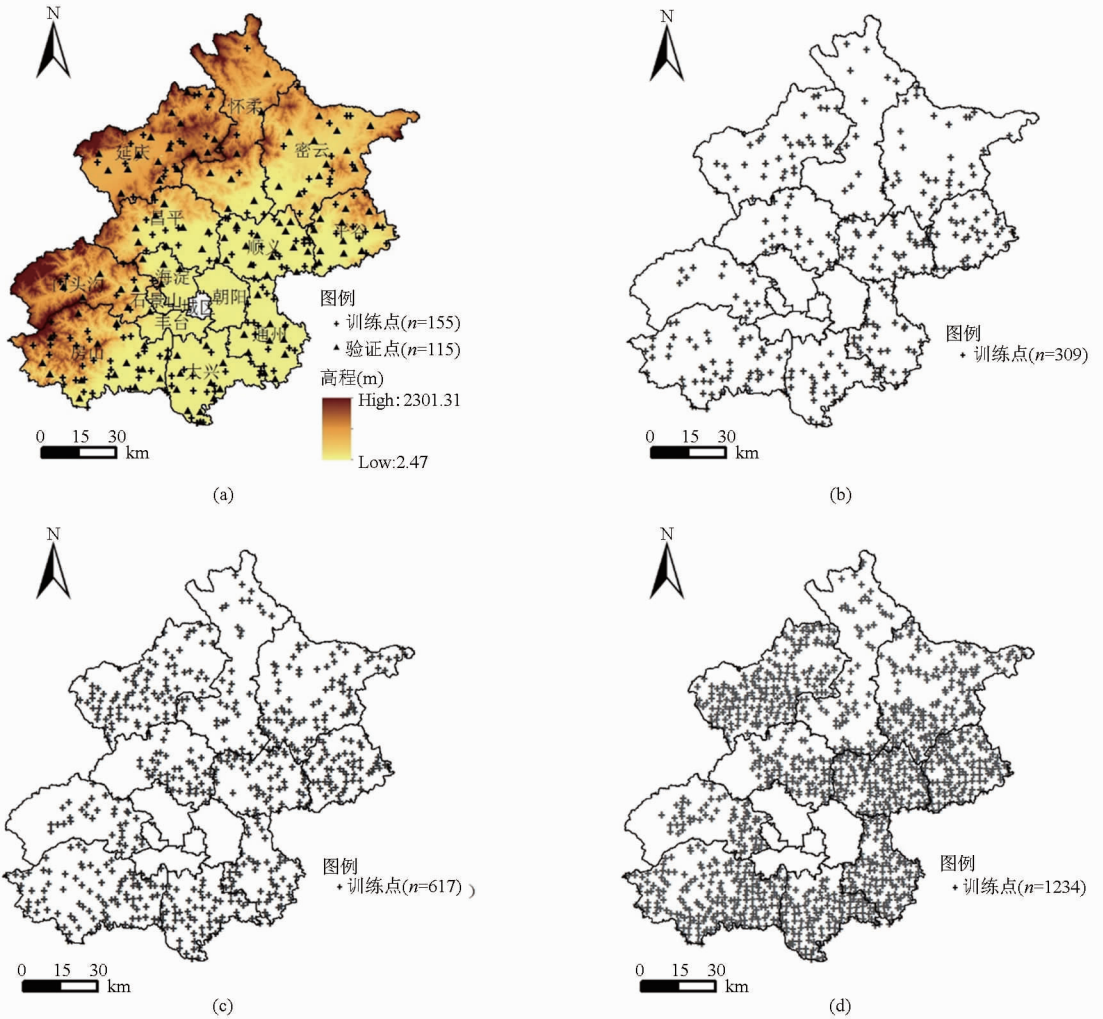


图1 研究区高程及不同采样密度的训练点和验证点分布图

Fig. 1 Distribution map of elevation and training points and verification points at different sampling densities

(a) D_1 及验证点和高程分布图 (b) D_2 (c) D_3 (d) D_4

变异的影响,从1234个训练点中依次随机选取样点数的12.5%、25%、50%作为其他采样密度下的训练点。最终得到4种不同的采样密度:①样点数155个,采样密度 4.1×10^{-4} 个/ hm^2 ,记为 D_1 。②样点数309个,采样密度 8.2×10^{-4} 个/ hm^2 ,记为 D_2 。③样点数617个,采样密度 1.6×10^{-3} 个/ hm^2 ,记为 D_3 。④样点数1234个,采样密度 3.3×10^{-3} 个/ hm^2 ,记为 D_4 。

不同采样密度的训练点具体分布如图1所示。

OK法的分析步骤为:①对各采样密度下的SOC质量比进行变异函数分析。②采用OK法进行SOC质量比空间预测及预测不确定性分析。

RK法的分析步骤为:①分析各采样密度下SOC质量比与地形因子的相关性,探究SOC质量比趋势值的影响因子,并进行各采样密度下SOC质量比趋势拟合。②剔除各采样密度的SOC质量比趋势值后,对SOC质量比残差进行变异函数分析。③采用OK法进行SOC质量比残差空间预测及预测

不确定性分析,并与趋势值叠加获得SOC质量比空间预测分布图。

1.2 验证方法

为了定量评价不同采样密度下变异函数的空间插值效果,选择均方根误差(Root mean square error, R_{MSE})作为评价标准, R_{MSE} 值越小,说明预测的精度越高,则变异函数拟合越理想。

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z(x_i) - \bar{Z}(x_i))^2} \quad (1)$$

式中 n ——验证点的个数

$Z(x_i)$ ——第 i 验证点属性的观测值

$\bar{Z}(x_i)$ ——第 i 验证点属性的预测值

采用 R_{MSE} 的相对提高值(Relative improvement, RI)来对比不同方法之间的预测效果。RI的计算式为

$$R_{I_x} = \frac{R_{MSE_x} - R_{MSE_{ref}}}{R_{MSE_{ref}}} \times 100\% \quad (2)$$

式中 R_{MSE_x} —— x 方法的 R_{MSE} 值

$R_{MSE_{ref}}$ ——参照方法的 R_{MSE} 值

R_{I_x} —— x 方法相对于参照方法的 R_{MSE} 相对提高值

2 结果与分析

2.1 描述性统计分析

表 1 给出了不同采样密度下 SOC 质量比的描述性统计结果。从取值范围看, 4 种采样密度下 SOC 质量比的最小值、最大值和均值基本一致。4 种采样密度下 SOC 质量比的偏态系数在 2.15 ~ 2.57 之间, 均属正偏态分布。因此, 在变异函数计算过程中, 需先对其进行对数转换。

总而言之, 4 种采样密度下所反映的 SOC 质量比总体情况基本一致, 具有一定的可比性。

表 1 不同采样密度下土壤有机碳质量比描述性统计结果

Tab.1 Descriptive statistics of mass ratio of soil organic carbon at different sampling densities

采样密度	最小值/ ($g \cdot kg^{-1}$)	最大值/ ($g \cdot kg^{-1}$)	均值/ ($g \cdot kg^{-1}$)	标准差/ ($g \cdot kg^{-1}$)	变异系数/%	偏态系数
D_1	1.12	40.99	10.34	5.38	52.03	2.15
D_2	0.92	50.12	10.44	5.94	56.90	2.57
D_3	0.92	50.12	10.38	5.76	55.50	2.56
D_4	0.92	50.12	10.46	5.86	56.02	2.47

2.2 趋势模型拟合

由于受全局性、大范围的因素(如地形、气候等)影响, 区域土壤特性的空间分布常呈明显的趋势特征。趋势面分析是将空间抽样数据拟合成一个数学曲面来反映空间分布的变化情况, 它可以分为趋势面和偏差两部分。如果能够准确识别和量化全局趋势, 在获取变异函数和 Kriging 插值过程中剔除这种趋势, 则能更准确地模拟短程随机变异。图 2 为不同采样密度下 SOC 质量比的趋势分布图, 各采样密度下 SOC 质量比在东西方向上均呈现二阶趋势, 在南北方向上基本呈一阶趋势。从趋势变化方向上来看, 这种全局趋势可能与研究区的地形分布有关, 较多研究也表明土壤属性与地形因子关系密切^[20-23]。因此, 本文选择高程、坡度 2 个地形因子与 SOC 质量比进行逐步多元回归分析。

回归方程拟合结果如表 2 所示。从决定系数 R^2 可以看出, 采样密度越高, SOC 质量比与地形因子拟合的精度越低。这可能是 SOC 质量比关于地形因子的趋势值属于宏观趋势, 低采样密度(如 D_1) 下的数据能较好地表述两者之间的统计关系, 而高采样密度(如 D_4) 下由于复杂的局部微地形的影响, 削弱了这种关系^[15,24]。因此, 在拟合 SOC 质量比关于地形因子的趋势时, 增加采样密度可能并不会增加

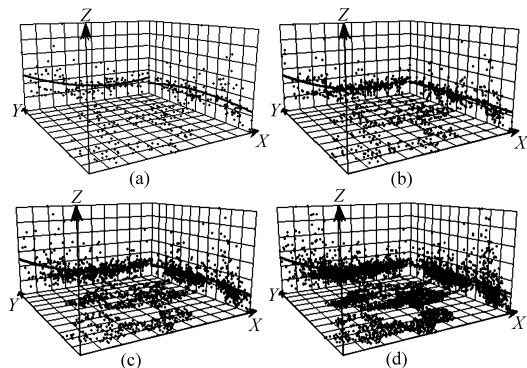


图 2 不同采样密度下土壤有机碳含量趋势分析图

Fig.2 Trend analysis of mass ratio of soil organic carbon at different sampling densities

(a) D_1 (b) D_2 (c) D_3 (d) D_4

注: X: 正东方向; Y: 正北方向; Z: 样点土壤有机碳质量比。

拟合效果, 反而可能会使拟合效果降低。

表 2 不同采样密度下土壤有机碳质量比与地形因子拟合的回归方程

Tab.2 Regression equations between mass ratio of soil organic carbon and terrain factors at different sampling densities

采样密度	回归方程	R^2	F 检验
D_1	$w_{SOC} = 8.601 + 0.180i + 4.517H$	0.509	0.000
D_2	$w_{SOC} = 8.107 + 0.197i + 6.775H$	0.485	0.000
D_3	$w_{SOC} = 8.606 + 0.121i + 4.997H$	0.376	0.000
D_4	$w_{SOC} = 8.694 + 0.183i + 3.888H$	0.393	0.000

注: i 为坡度, ($^\circ$); H 为高程, km。

2.3 变异函数分析

指数模型在非线性最小二乘法拟合过程中相对比较稳定, 指数模型可以代表大部分土壤变量的空间结构^[25]。为了使不同采样密度下的变异函数具有可比性, 本文统一选择指数模型。其中, 不同采样密度下 SOC 质量比均服从对数正态分布, 而 SOC 质量比的残差均服从正态分布, 因此在进行变异函数分析过程中需对不同采样密度下的 SOC 质量比进行对数转换。表 3 列出了不同采样密度下 SOC 质量比及其残差的变异函数模型参数, 相应的变异函数拟合曲线如图 3 所示。

对于 SOC 质量比的变异函数, 从图 3a ~ 3d 中可以看出, 由于采样密度的不同, 所拟合的变异函数之间的差异比较明显。 D_1 采样密度下的 C_0 为 0.053, ($C_0 + C$) 为 0.243, $C_0/(C_0 + C)$ 为 0.218, SOC 质量比表现出较强烈的空间相关性; 而采样密度为 D_1 2 倍的 D_2 采样密度下的 C_0 为 0.132, ($C_0 + C$) 为 0.265, $C_0/(C_0 + C)$ 为 0.498, SOC 质量比表现为中等的空间相关性; D_2 和 D_1 相比, C_0 相对增大, 相应的 $C_0/(C_0 + C)$ 也增大, 空间相关性相对减弱。

从 C_0 、 $(C_0 + C)$ 和 $C_0/(C_0 + C)$ 上来看, D_3 、 D_4 的 C_0 、 $(C_0 + C)$ 和 $C_0/(C_0 + C)$ 与 D_2 的差异不大。因此, 可以看出, D_1 采样密度下所反映系统内部随机性的可能性程度较 D_2 、 D_3 和 D_4 低, 或者说 D_1 采样密度下相对更能反映宏观的结构性变异, 而 D_2 、 D_3 和 D_4 更能反映样点间的变异或微域结构。研究区 SOC 质量比变异函数的变程(最大空间相关距离)随着采样密度的增加也逐渐增加。另外, 从图 3a~3d 也可以看出, D_1 采样密度下样点的变异函数(实点)的分布较为分散, 而随着采样密度的增加, 这种分布的不平稳性逐渐减小, 变异函数的拟合精度也越来越高(表 3)。尽管 D_2 与 D_3 和 D_4 采样密度下的 C_0 、 $(C_0 + C)$ 和 $C_0/(C_0 + C)$ 差异不大, 但在变异函数图上来看, 采样密度较高的 D_3 和 D_4 的变异函数(实点)较 D_2 相对平稳, 随分离距离的变化趋势也更为明显。

对于 SOC 质量比残差的变异函数, 从图 3e~3h 中可以看出, 不同采样密度下, 去趋势后的 SOC 质量比残差所拟合的变异函数之间的差异比较明显。 D_1 采样密度下的 C_0 为 1.770, $(C_0 + C)$ 为 21.760, $C_0/(C_0 + C)$ 为 0.081, 表现出强烈的空间相关性; 而采样密度为 D_1 2 倍的 D_2 的 C_0 为 15.110, $(C_0 + C)$ 为 33.290, $C_0/(C_0 + C)$ 为 0.454, 表现出中等的空间相关性, 进一步也说明了 D_1 采样密度下 SOC 质量比残差的随机变异性程度较 D_2 采样密度下的小。与 SOC 质量比的变异函数类似, 仅从 C_0 、 $(C_0 + C)$ 和 $C_0/(C_0 + C)$ 上来看, SOC 质量比残差在 D_3 、 D_4 采

样密度下的 C_0 、 $(C_0 + C)$ 和 $C_0/(C_0 + C)$ 与 D_2 的差异也不大。不同采样密度下, SOC 质量比残差的变异函数变程差异较大, D_1 采样密度下的变程仅为 7.97 km, 而 D_2 、 D_3 和 D_4 采样密度下的变程均在 100 km 以上。另外, 从图 3e~3h 可以看出, D_1 采样密度下 SOC 质量比残差的变异函数(实点)的分布较为分散, 趋势不明显。随着采样密度的增加, 这种分布的不平稳性逐渐减小, 变异函数的拟合精度也越来越高(表 3)。尽管 D_2 与 D_3 和 D_4 采样密度下的 C_0 、 $(C_0 + C)$ 和 $C_0/(C_0 + C)$ 的差异不大, 但从变异函数图上来看, 采样密度较高的 D_3 和 D_4 的 SOC 质量比残差的变异函数(实点)较 D_2 相对平稳, 随分离距离变化的趋势也更明显。与此同时, D_3 和 D_4 采样密度下可能所表现出来的尺度嵌套现象也越来越明显, 两者在分离距离约 28 km 和 80 km 处分别存在一个特征尺度(图 3g~3h), 说明可能存在 2 个尺度的套合, 也表明随着采样密度的增加, 小尺度上所涌现出来的变异特征也越来越明显。Robertson 和 Gross^[26] 认为, 如果扩大空间幅度, 则有可能观察到变异函数随分离距离的增加呈阶梯状上升的趋势, 这指示景观可能具有多等级结构, 而变异函数的突变转折点则指示不同等级水平上的特征尺度; 他们对农田土壤 pH 值的变异函数分析证实了农田土壤 pH 值具有尺度嵌套现象, 并表现为 2 个特征尺度。但也有学者指出, 变异函数在识别景观是否具有多尺度等级结构时可能并不是很有效^[27-28]。

表 3 不同采样密度下土壤有机碳质量比及其残差的变异函数特征参数

Tab. 3 Semivariogram parameters of mass ratio of soil organic carbon and its residuals at different sampling densities

变量	分布类型	采样密度	块金值 C_0	基台值 $(C_0 + C)$	块基比 $C_0/(C_0 + C)$	变程 a/km	R^2
SOC	对数正态	D_1	0.053	0.243	0.218	42.30	0.830
		D_2	0.132	0.265	0.498	49.80	0.902
		D_3	0.126	0.253	0.498	56.70	0.923
		D_4	0.132	0.265	0.498	69.60	0.935
SOC 残差	正态	D_1	1.770	21.760	0.081	7.97	0.583
		D_2	15.110	33.290	0.454	302.70	0.772
		D_3	14.820	30.050	0.493	116.40	0.829
		D_4	16.060	37.320	0.430	261.00	0.808

对比 SOC 质量比和 SOC 质量比残差的变异函数发现(表 3), 同一采样密度下, 去趋势后的 SOC 质量比残差的 $C_0/(C_0 + C)$ 均较原始 SOC 质量比的 $C_0/(C_0 + C)$ 有所减小; D_1 采样密度下, 去趋势后的 SOC 质量比残差的变程为 7.97 km, 而原始 SOC 质量比的变程为 42.30 km, 变程减小近 34.33 km; 然而, D_2 、 D_3 和 D_4 采样尺度下, 去趋势后的 SOC 质量比残差的变程较原始 SOC 质量比的变程却有所增加。对比去趋势前后 SOC 质量比和 SOC 质量比残

差的变异函数图发现(图 3), 剔除趋势后, SOC 质量比残差的变异函数(实点)分布相对较为分散, 并在 D_3 和 D_4 采样尺度下表现出 2 个特征尺度的嵌套现象。

2.4 空间预测不确定性分析

在采用样点的观测值来预测土壤特性空间分布的过程中, 由于空间预测模型的限制等致使预测结果往往存在一定的不确定性, 这种不确定性通过随后的建模、分析以及决策等过程加以传递并对最终

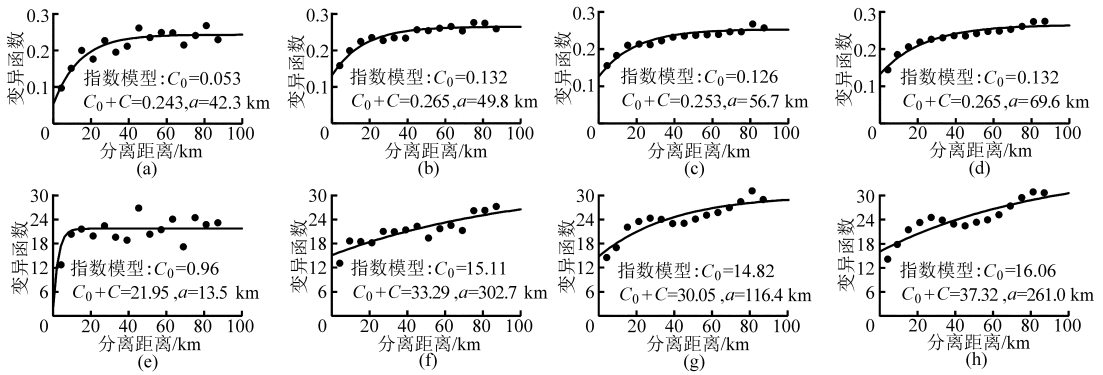


图 3 不同采样密度下土壤有机碳及其残差的变异函数

Fig. 3 Semivariogram model of mass ratio of soil organic carbon and its residuals at different sampling densities

(a) SOC- D_1 (b) SOC- D_2 (c) SOC- D_3 (d) SOC- D_4 (e) SOC 残差- D_1 (f) SOC 残差- D_2 (g) SOC 残差- D_3 (h) SOC 残差- D_4

结果产生深刻影响^[29]。Goovaerts^[18]认为,对于空间预测不确定性评价来说,存在主要的问题是没有可参考的真实空间分布值作为标准。Bourenane等^[30]指出标准差分布图可以用来评价在空间预测不确定性方面的表现,在保证空间预测准确性的同时,标准差越小,空间预测不确定性越小。本文利用空间预测标准误差(Prediction standard error, PSE)的大小来评价不同采样密度不同预测方法对 SOC 质量比空间预测的不确定性,图 4 为不同采样密度下 SOC 质量比及其残差的 PSE 分布图。

对于 SOC 质量比空间预测的不确定性,从图 4a ~ 4d 可以看出,各采样密度下,总体上研究区西部门头沟和房山地区的 PSE 高,东部地区低。这与西部主要为山地,采样点稀少,采样间隔大,而东部地区采样相对较密集有关。对比 D_1 和 D_2 采样密度(图 4a ~ 4b), D_2 采样密度下 PSE 小于 2.5 g/kg 的面积明显大于 D_1 采样密度下对应部分的面积,在同一地区, D_2 采样密度下 PSE 总体上偏小,说明 D_2 采样密度下预测准确性要比 D_1 采样密度下高。对比 D_2 和 D_3 采样密度(图 4b ~ 4c), D_3 采样密度下 PSE 大于 4.5 g/kg 的面积明显减小,小于 2.5 g/kg 的面积扩大,同样也说明 D_3 采样密度下预测准确性要比 D_2 采样密度下高。 D_3 和 D_4 采样密度的 PSE 分布图总体上差异相对较小。因此,总的来说,随着采样密度的增加,SOC 质量比空间预测的不确定性逐渐减小。

对于 SOC 质量比残差空间预测的不确定性,从图 4e ~ 4h 可看出,不同采样密度的 PSE 空间分布格局差异较大。其中, D_1 采样密度下 PSE 明显大于其他采样密度,并且 PSE 空间分布出现“牛眼”现象(图 4e),这是由拟合变异函数的变程(7.97 km)过小所致,当变程小于样点间距时,样点之间就不存在空间相关性,这也增加了预测的不确定性。对比 D_2 和 D_3 采样密度下 SOC 质量比残差的 PSE 发现,采

样密度较小的 D_2 的 PSE 总体上要小于 D_3 ,这可能与 D_2 采样密度下变异函数的变程(302.70 km)大于 D_3 采样密度下的变程(116.4 km)有关。 D_4 采样密度下残差的 PSE 在空间上总体是最小的,其变异函数的变程为 261.00 km。因此,SOC 质量比残差的空间预测不确定性除与采样密度有关外,可能还与拟合变异函数的变程有关。

对比 SOC 质量比和 SOC 质量比残差的 PSE 发现(图 4),同一采样密度下,SOC 质量比残差的 PSE 整体上较 SOC 质量比的要小,PSE 值大小的空间分布格局也发生了变化。如 D_2 采样密度下,SOC 质量比的 PSE 值最大的区域主要分布在西部的房山和门头沟地区(图 4b),而 SOC 质量比残差的 PSE 值最大的区域主要分布在西部边缘地带和城区附近(图 4f)。总的来说,SOC 质量比残差的空间预测不确定性较 SOC 质量比的空间预测不确定性小。

2.5 空间预测精度分析

在对不同采样密度下训练点的 SOC 质量比及其残差变异函数分析的基础上,分别运用 OK 法和 RK 法对训练点进行 SOC 质量比空间预测。根据验证点上预测值与实测值的对比,计算不同采样密度不同预测方法的 R_{MSE} ,结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,无论是 OK 法还是 RK 法,随着采样密度的增加,散点分布越靠近 1:1 线, R_{MSE} 值逐渐减小,预测值越接近实测值,说明高采样密度下的预测精度比低采样密度下预测精度高。从不同的预测方法上来看,同一采样密度下,RK 法的散点分布较 OK 法更靠近 1:1 线, R_{MSE} 值也较后者小,说明 RK 法预测效果较 OK 法好。

为了更直观地对比不同采样密度下不同预测方法的预测精度,本文计算了 4 种采样密度和 2 种预测方法组合相对 D_1 采样密度下 OK 法(OK- D_1)的预测精度的相对提高值(R_r),如图 6 所示。从图 6 中

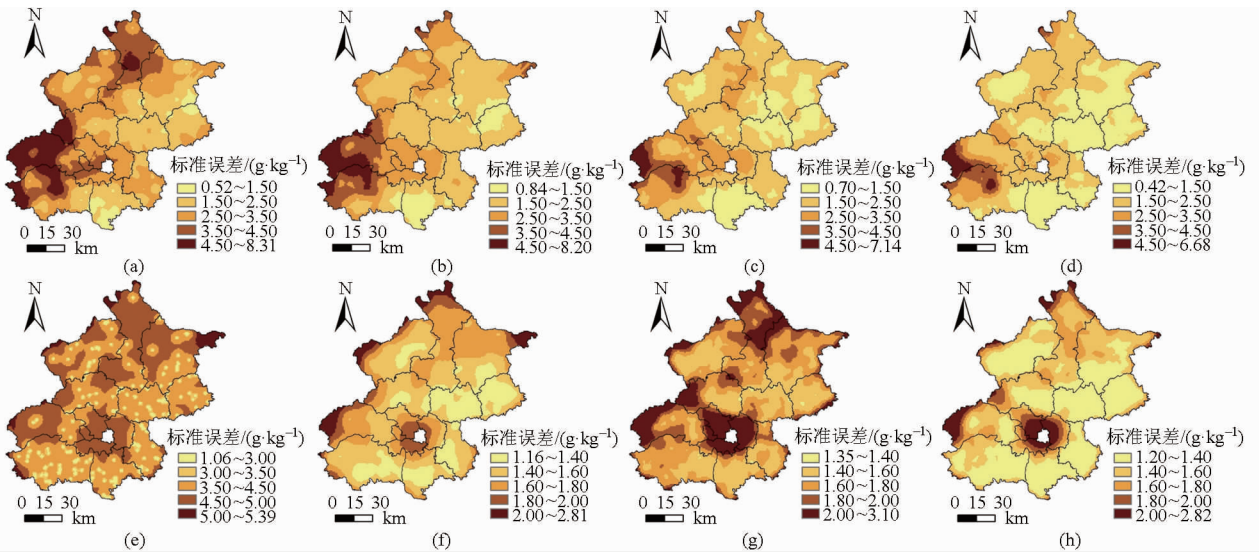


图4 不同采样密度下土壤有机碳质量比及其残差空间预测标准误差分布图

Fig.4 Prediction standard error map of mass ratio of soil organic carbon and its residuals at different sampling densities
(a) SOC- D_1 (b) SOC- D_2 (c) SOC- D_3 (d) SOC- D_4 (e) SOC 残差- D_1 (f) SOC 残差- D_2 (g) SOC 残差- D_3 (h) SOC 残差- D_4

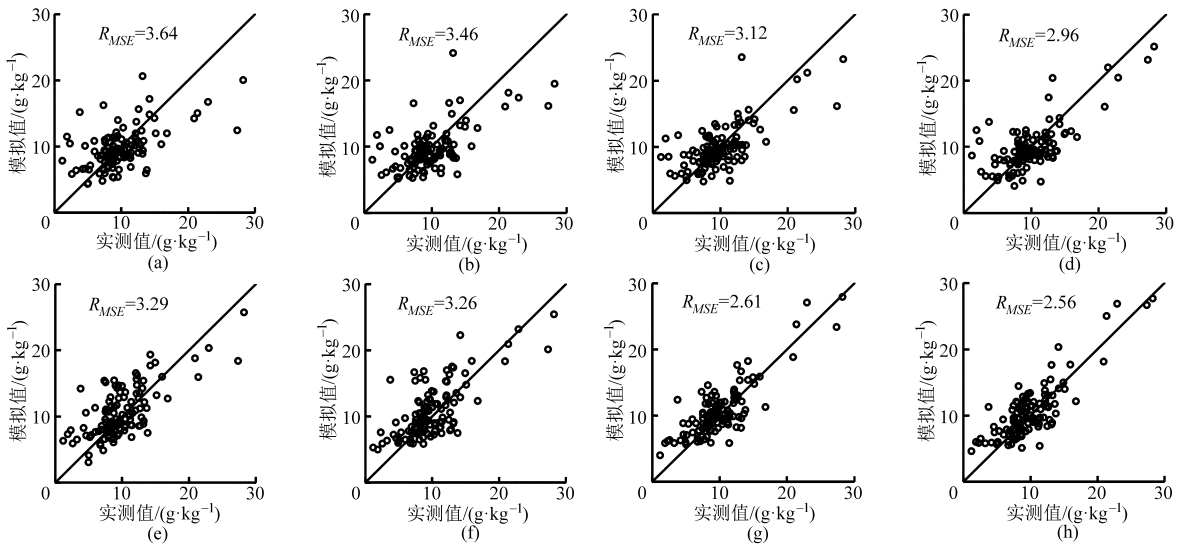


图5 不同采样密度下验证点土壤有机碳质量比的实测值与OK法和RK法预测值的对比图

Fig.5 Comparison between predicted values of mass ratio of soil organic carbon and observed values of mass ratio of soil organic carbon by using OK method and RK method at different sampling densities

(a) OK- D_1 (b) OK- D_2 (c) OK- D_3 (d) OK- D_4 (e) RK- D_1 (f) RK- D_2 (g) RK- D_3 (h) RK- D_4

可以看到,各采样密度和预测方法组合相对于OK- D_1 其预测精度均有提高,并随着采样密度的增加, R_i 值也增大,如OK法中, D_2 、 D_3 、 D_4 相对于 D_1 的 R_i 值分别为4.95%、14.29%、18.68%。同一采样密度下,RK法的 R_i 值均较OK法的 R_i 值要大,说明RK法将辅助变量地形因子考虑到预测过程中能够提高SOC质量比的预测精度。另外, D_2 采样密度下OK法的 R_i 为4.95%;而采样密度相对较小的 D_1 采样密度下RK法的 R_i 为9.62%,明显较前者有所提高;与此类似, D_3 采样密度下RK法的 R_i 值为28.30%,明显大于 D_4 采样密度下OK法的 R_i 值(18.68%)。说明在低采样密度下,引入地形因子辅助的RK法能达到高采样密度下的预测效果,甚

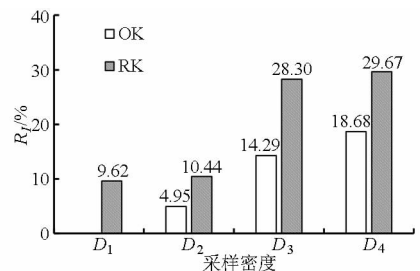


图6 不同采样密度不同预测方法组合相对于OK- D_1 的预测精度相对提高值(R_i)

Fig.6 Relative improvement (R_i) of accuracy for different sampling densities and different interpolation methods over reference method of OK- D_1

至效果更好;在预测精度不降低的情况下,引入地形因子辅助一定程度上也可以减少采样的数量。

3 讨论

以上分析表明,北京地区 SOC 质量比具有明显的全局趋势效应,低采样密度下可以更好地模拟土壤 SOC 质量比与地形因子之间的趋势规律,而高采样密度下由于复杂的局部微地形的影响,削弱了这种关系。这与巫振富等^[15]得出的复杂景观区土壤有机质预测模型中大尺度数据适于拟合趋势值的结论基本一致。

由于局部微地形的影响,随着采样密度的增加,系统内部包含的信息越来越丰富,SOC 质量比及其残差的随机变异逐渐增强。另外,SOC 质量比残差的变异函数在小尺度上所涌现出来的变异特征也越来越明显,并表现出具有 2 个特征尺度嵌套现象,指示变异可能具有多等级结构。这与 Robertson 和 Gross^[26]指出的农田土壤 pH 值具有尺度嵌套现象,并表现为 2 个特征尺度的结论较为类似。但也有学者指出,变异函数在识别景观是否具有多尺度等级结构时可能并不是很有效^[27-28]。

Kriging 插值时,通过拟合经验变异函数值得到精确变异函数模型是关键。研究区随着采样密度的增加,拟合的变异函数模型精度越高,通过 Kriging 插值后得到的 SOC 质量比空间分布图的精度也越高,同时也减小了空间预测的不确定性。值得讨论的是,变异函数的变程大小可能也影响空间预测的不确定性。当变程小于样点间距时,样点之间就不

存在空间相关性,从而增加了预测的不确定性。本文 D_1 采样密度下 SOC 质量比残差的 PSE 明显大于其他采样密度,值得注意的是, D_1 采样密度下 SOC 质量比残差的变异函数变程仅为 7.97 km,远小于其他采样密度下变异函数的变程(D_2 、 D_3 和 D_4 分别为 302.70、116.40 和 261.00 km); 采样密度较大的 D_3 的 SOC 质量比残差的 PSE 总体上也大于 D_2 。

因此,在类似土壤有机碳空间预测过程中,将低采样密度和高采样密度数据相结合进行分析,低采样密度数据用来拟合趋势值,而高采样密度数据用来拟合变异函数,同时引入辅助变量来进行空间预测,可能是一种最佳的预测方式。

4 结论

(1) SOC 质量比关于地形因子的趋势属于宏观趋势,以低采样密度的趋势拟合效果最优。

(2) 随着采样密度的增加,SOC 质量比及其去趋势后残差的系统内部随机变异逐渐增强,结构变异逐渐减弱,变异函数的分布也越平稳,空间预测的不确定性也逐渐减小。另外,变异函数的变程可能也影响空间预测的不确定性。

(3) 增加采样密度和引入地形因子辅助的回归克里格法均可以提高北京地区 SOC 质量比的预测精度;在预测精度不降低的情况下,引入地形因子辅助可以在一定程度上减少采样的数量。

参 考 文 献

- 1 陈睿山,蔡运龙. 土地变化科学中的尺度问题与解决途径[J]. 地理研究, 2010, 29(7): 1244-1256.
Chen Ruishan, Cai Yunlong. Progress in the study of scale issues in land change science[J]. Geographical Research, 2010, 29(7): 1244-1256. (in Chinese)
- 2 杨奇勇,杨劲松,刘广明. 土壤速效养分空间变异的尺度效应[J]. 应用生态学报, 2011, 22(2): 431-436.
Yang Qiyong, Yang Jingsong, Liu Guangming. Scale-dependency of spatial variability of soil available nutrients[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2011, 22(2): 431-436. (in Chinese)
- 3 胡克林,李保国,林启美,等. 农田土壤养分的空间变异性特征[J]. 农业工程学报, 1999, 15(3): 33-38.
Hu Kelin, Li Baoguo, Lin Qimei, et al. Spatial variability of soil nutrient in wheat field[J]. Transactions of the CSAE, 1999, 15(3): 33-38. (in Chinese)
- 4 郭旭东,傅伯杰,陈利顶,等. 河北省遵化平原土壤养分的时空变异特征——变异函数与 Kriging 插值分析[J]. 地理学报, 2000, 55(5): 555-566.
Guo Xudong, Fu Bojie, Chen Liding, et al. The spatio-temporal variability of soil nutrients in Zunhua plain of Hebei Province: semivariogram and Kriging analysis[J]. Acta Geographica Sinica, 2000, 55(5): 555-566. (in Chinese)
- 5 刘庆,孙景宽,陈印平,等. 不同采样尺度下土壤重金属的空间变异特征[J]. 土壤通报, 2009, 40(6): 1406-1410.
Liu Qing, Sun Jingkuan, Chen Yinping, et al. Spatial variability of the soil heavy metal with different sampling scales[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2009, 40(6): 1406-1410. (in Chinese)
- 6 黄绍文,金继运,杨俐苹,等. 县级区域粮田土壤养分空间变异与分区管理技术研究[J]. 土壤学报, 2003, 40(1): 79-88.
Huang Shaowen, Jin Jiyun, Yang Liping, et al. Spatial variability and regionalized management of soil nutrients in the grain crop region in Yutian County[J]. Acta Pedologica Sinica, 2003, 40(1): 79-88. (in Chinese)
- 7 Blöschl G, Sivapalan M. Scale issues in hydrological modelling: a review[J]. Hydrological Processes, 1995, 9(3-4): 251-290.
- 8 陈涛,常庆瑞,刘钊,等. 耕地土壤有机质与全氮空间变异性对粒度的响应研究[J]. 农业机械学报, 2013, 44(10): 122-129.
Chen Tao, Chang Qingrui, Liu Zhao, et al. Spatial variability response of farmland soil organic matter and total nitrogen to sampling grain size[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(10): 122-129. (in Chinese)

- 9 王丹丹, 岳书平, 林芬芳, 等. 东北地区旱地土壤全氮空间变异性对幅度拓展的响应[J]. 土壤学报, 2012, 49(4): 625-635.
Wang Dandan, Yue Shuping, Lin Fenfang, et al. Response of spatial variability of soil total nitrogen to expansion of uplands in scale in Northeast China[J]. Acta Pedologica Sinica, 2012, 49(4): 625-635. (in Chinese)
- 10 Yemefack M, Rossiter D G, Njomgang R. Multi-scale characterization of soil variability within an agricultural landscape mosaic system in southern Cameroon[J]. Geoderma, 2005, 125(1): 117-143.
- 11 Hu K, Wang S, Li H, et al. Spatial scaling effects on variability of soil organic matter and total nitrogen in suburban Beijing[J]. Geoderma, 2014, 226-227: 54-63.
- 12 徐英, 陈亚新, 史海滨, 等. 土壤水盐空间变异尺度效应的研究[J]. 农业工程学报, 2004, 20(2): 1-5.
Xu Ying, Chen Yaxin, Shi Haibin, et al. Scale effect of spatial variability of soil water-salt[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(2): 1-5. (in Chinese)
- 13 霍霄妮, 李红, 张微微, 等. 北京耕作土壤重金属多尺度空间结构[J]. 农业工程学报, 2009, 25(3): 223-229.
Huo Xiaoni, Li Hong, Zhang Weiwei, et al. Multi-scale spatial structure of heavy metals in Beijing cultivated soils[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(3): 223-229. (in Chinese)
- 14 Sahrawat K L, Rego T J, Wani S P, et al. Stretching soil sampling to watershed: evaluation of soil-test parameters in a semi-arid tropical watershed[J]. Communications in Soil Science and Plant Analysis, 2008, 39(19-20): 2950-2960.
- 15 巫振富, 赵彦锋, 齐力, 等. 复杂景观区土壤有机质预测模型的尺度效应[J]. 土壤学报, 2013, 50(1): 68-77.
Wu Zhenfu, Zhao Yanfeng, Qi Li, et al. Effect of scale of model on prediction of soil organic matter in complex landscape region[J]. Acta Pedologica Sinica, 2013, 50(1): 68-77. (in Chinese)
- 16 张世熔, 孙波, 赵其国, 等. 南方丘陵区不同尺度下土壤氮素含量的分布特征[J]. 土壤学报, 2007, 44(5): 885-895.
Zhang Shirong, Sun Bo, Zhao Qiguo, et al. Distribution characteristics of soil nitrogen at multi-scales in hilly region in South China[J]. Acta Pedologica Sinica, 2007, 44(5): 885-895. (in Chinese)
- 17 盛建东, 肖华, 武红旗, 等. 不同取样尺度农田土壤速效养分空间变异特征初步研究[J]. 干旱地区农业研究, 2005, 23(2): 63-67.
Sheng Jiandong, Xiao Hua, Wu Hongqi, et al. Primary study of spatial variability of available soil nutrients in farmland with different sampling intervals[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2005, 23(2): 63-67. (in Chinese)
- 18 Goovaerts P. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science[J]. Geoderma, 2001, 103(1): 3-26.
- 19 王圣伟, 冯娟, 刘刚, 等. 多嵌套空间尺度农田土壤重金属空间变异研究[J]. 农业机械学报, 2013, 44(6): 128-135.
Wang Shengwei, Feng Juan, Liu Gang, et al. Multi-nesting spatial scales of soil heavy metals in farmland[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(6): 128-135. (in Chinese)
- 20 柴旭荣, 黄元仿, 苑小勇. 用高程辅助提高土壤属性的空间预测精度[J]. 中国农业科学, 2007, 40(12): 2766-2773.
Chai Xurong, Huang Yuanfang, Yuan Xiaoyong. Enhancing spatial prediction of soil properties using elevation[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2007, 40(12): 2766-2773. (in Chinese)
- 21 柴旭荣, 黄元仿, 苑小勇, 等. 利用高程辅助进行土壤有机质的随机模拟[J]. 农业工程学报, 2008, 24(12): 210-214.
Chai Xurong, Huang Yuanfang, Yuan Xiaoyong, et al. Random simulation of soil organic matter using elevation as auxiliary information[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(12): 210-214. (in Chinese)
- 22 Zhang S, Huang Y, Shen C, et al. Spatial prediction of soil organic matter using terrain indices and categorical variables as auxiliary information[J]. Geoderma, 2012, 171-172: 35-43.
- 23 Chai X, Shen C, Yuan X, et al. Spatial prediction of soil organic matter in the presence of different external trends with REML-EBLUP[J]. Geoderma, 2008, 148(2): 159-166.
- 24 李双成, 蔡运龙. 地理尺度转换若干问题的初步探讨[J]. 地理研究, 2005, 24(1): 11-18.
Li Shuangcheng, Cai Yunlong. Some scaling issues of geography[J]. Geographical Research, 2005, 24(1): 11-18. (in Chinese)
- 25 Minasny B, McBratney A B. The Matérn function as a general model for soil variograms[J]. Geoderma, 2005, 128(3): 192-207.
- 26 Robertson G P, Gross K L. Assessing the heterogeneity of belowground resources: quantifying pattern and scale[M] // Caldwell M M, Pearcy R W. Exploitation of environmental heterogeneity by plants: ecophysiological processes above-and belowground. New York: Academic Press, 1994.
- 27 张娜. 生态学中的尺度问题——尺度上推[J]. 生态学报, 2007, 27(10): 4252-4266.
Zhang Na. Scale issues in ecology: upscaling[J]. Acta Ecologica Sinica, 2007, 27(10): 4252-4266. (in Chinese)
- 28 Wu J, Jelinski D E, Luck M, et al. Multiscale analysis of landscape heterogeneity: scale variance and pattern metrics[J]. Geographic Information Sciences, 2000, 6(1): 6-19.
- 29 赵永存, 黄标, 孙维侠, 等. 张家港土壤表层铜含量空间预测的不确定性评价研究[J]. 土壤学报, 2007, 44(6): 974-981.
Zhao Yongcun, Huang Biao, Sun Weixia, et al. Uncertainty assessment of the spatial patterns of copper contents in topsoil in Zhangjiagang City, China[J]. Acta Pedologica Sinica, 2007, 44(6): 974-981. (in Chinese)
- 30 Bourennane H, King D, Couturier A, et al. Uncertainty assessment of soil water content spatial patterns using geostatistical simulations: an empirical comparison of a simulation accounting for single attribute and a simulation accounting for secondary information[J]. Ecological Modelling, 2007, 205(3): 323-335.

Spatial Variability Response of Soil Organic Carbon to Sampling Density Change

Ye Huichun¹ Huang Shanyu² Zhang Shiwen³ Zhang Liping¹ Huang Yuanfang¹ Huang Yajie¹

(1. College of Resources and Environment, China Agricultural University, Beijing 100193, China

2. Institute of Geography, University of Cologne, Köln 50923, Germany

3. College of Earth and Environment, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: Soil organic carbon (SOC) in Beijing was taken as target variable and four different sampling densities were designed to investigate the structural changes of the variogram and uncertainty of spatial prediction with the study scale changes. The results showed that the mass ratio of SOC was macroscopically related to terrain factor and low sampling density data were the most optimal for use in fitting the trend values. As sampling density increasing, the variogram distribution of SOC mass ratio and its residuals flattened out gradually. The random variation was growing strongly, and the structural variation and uncertainty of spatial prediction decreased gradually. In addition, the range of variogram might also affect the uncertainty of spatial prediction. Increasing sampling density and regression Kriging method aided by terrain factors can improve the prediction accuracy of mass ratio of SOC. Therefore, soil monitoring and management introducing auxiliary variable can cut the number of sampling points to some extent without reducing prediction accuracy.

Key words: Soil organic carbon Spatial variability Scale effect Sampling density Beijing

(上接第 170 页)

Effects of Raindrop Energy on Runoff, Chemicals and Sediment Transport in Red Soil Slope

Wang Hui Ping Li'na Shen Ziyang Gong Enlei

(College of Engineering, Hunan Agricultural University, Changsha 410128, China)

Abstract: Kinetic energy from rainfall is one of the most active factors impacting soil chemicals transport in runoff and the chemicals transport by rainfall splash is usually the first step. Effects of raindrop kinetic energy on the transport of soluble chemicals and sediment to runoff and infiltration into a clay red soil were quantified. The runoff, chemical and sediment transfer were investigated in small soil beds for five kinetic energy of raindrops obtained by varying heights of fall (0, 0.7, 1.0, 2.5 and 4.0 m), using a drip-type simulator. Runoff lag time, water content in surface and depth of water infiltration decreased linearly with increasing of the droplet energy flux (DE). The relationships of total runoff (TR), sediment yield (SY) and DE were described by power and logarithmic functions, respectively. The bromide transport in surface runoff was best described by a power decay model with the decay coefficients related to rainfall energy. The concentration of dissolved phosphorus in runoff increased linearly with time and the relation between the amount of total phosphorus (TP) loss to runoff and DE was an exponential function. The vertical transport of bromide and phosphorus within the soil matrix was strongly dependent upon the raindrop impact.

Key words: Red soil slope Rainfall energy Soil erosion Solute transport Surface runoff