应用土壤-景观定量模型预测土壤属性空间分布及制图①

孙孝林[1,2]， 赵玉国[1*]， 赵 量[1,3]， 李德成[1]， 张甘霖[1]

(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 中国科学院研究生院，北京 100049；3 南京农业大学资源与环境科学学院，南京 210095)

摘 要： 以土壤-景观定量模型为基础的土壤制图方法在世界范围内得到了广泛研究。本文在皖南宣城的丘陵地带内选择研究区，从该区的数字高程模型（DEM）中获取景观信息：地形因子，定量地分析了土壤属性与地形因子之间的相关关系，并建立基于该关系的线性土壤-景观定量模型，最后应用该模型来预测土壤属性在空间上的分布并制图。结果表明：土体厚度和表层有机质含量与地形因子之间有着显著相关性；建立的线性回归模型分别能解释土体厚度、表层有机质含量空间变异的 32.2% 和 35.3%；依据该模型预测的土体厚度和表层有机质含量具有较高的准确度，并能制图表达土壤属性在空间上的自然连续性。

关键词： 土壤-景观定量模型；土壤制图；土体厚度；表层有机质含量

中图分类号： P934

20 世纪 70 年代，Huggett[1]在其前人关于土壤发生学理论的基础上，用系统论方法论述了土壤发生形成过程与景观要素之间的关系，提出了土壤景观-模型概念。该模型基于土壤形成因素学说和对土壤形成环境的了解，为预测土壤空间分布及制图提供了方法[2-3]。近年来，由于精准农业、环境管理、生态过程模拟等多方面的发展，产生了对土壤信息服务较高的要求[4-6]。然而，传统土壤调查方法是基于专家经验的思维模式，这种思维模式往往“不可重复”、“不可验证”，难以表达、交流、应用[2-3,7]；在土壤实体的描述上，其定性特征与土壤在空间上的连续分布特征不符，因而调查结果的准确性和精确性较差[5]；同时，传统方法的成本高，并具有区域局限性，因而土壤信息的更新速度慢[5,7]。由于这些不足，传统的土壤调查方法已越来越难以满足其他科学研究、环境保护、农业生产等对土壤信息服务提出的要求[4-6]。

为了弥补传统土壤制图方法的不足，适应土壤信息服务的要求，世界各国的土壤学家在近 20 年内相继开展了大量土壤调查研究，逐渐发展了以土壤-景观定量模型为理论基础、以空间分析（如“3S”、数字地面分析等）和数学方法为技术手段的土壤调查方法[8-9]。McBratney 等[9]对这些研究进行了总结，其总结的模型有：线性回归、模糊聚类、地统计、规则树、专家系统等近 10 多种；模型所采用的景观要素有：地形、植被、母质及其他土壤发生环境信息；预测及制图的土壤信息既包括土壤类型，又包括土壤物理、化学、微生物、水文等多种属性。此外，一些研究还对调查制图结果的影响因素进行了分析，这些影响因素如模型[10-11]、采样密度[12]、地形误差[13-16]及模型在不同地区的“移植性”等[17]。从这些研究中可以看到，以土壤-景观定量模型为理论基础、以空间分析（如“3S”、数字地面分析等）和数学方法为技术手段的土壤调查方法得到了很好的应用研究，已成为了土壤学研究中非常活跃的领域[8-9]。

本研究在具有典型亚热带丘陵特征的皖南山区内，选择局部范围为研究区，利用空间分析技术提取出该区内对土壤分布最具决定性的成土因子：地形信息，并通过代表性土壤采样获取土壤信息；在这两种信息的基础上，利用相关分析方法来分析土壤与地形景观之间的定量关系，及利用多元线性逐步回归方法建立土壤-景观定量模型；最后，利用该模型来预测研究区内的土壤属性分布及制图。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

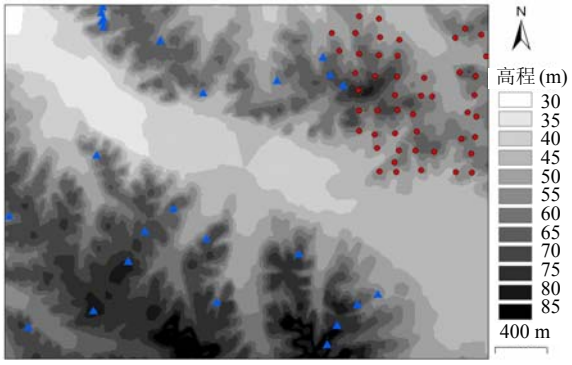
研究区属于安徽省东南部的宣城市，位于皖南山区与长江下游平原的过渡地带内，地理范围为 118°37′31″~118°40′15″E，30°50′55″~30°52′30″N，东西宽 4010 m，南北长 2830 m，面积约 11 km^2（图 1）。该区气候为亚热带湿润季风气候类型；海拔 31~

①基金项目：国家自然科学基金项目（40421024）和江苏省自然科学基金项目（KB2006526）资助。

* 通讯作者（ygzhao@issas.ac.cn）

作者简介：孙孝林 (1980—)，男，湖北荆州人，博士研究生，主要从事土壤资源、信息系统等方面的研究。E-mail: xlsun@issas.ac.cn

83 m，丘陵特征明显；成土母质主要为白垩纪风化物、第四纪红土及下蜀黄土；植被类型为常绿针叶林和落叶阔叶林，多见次生林；土地利用类型以林地、草地、农用地为主，其中林地和草地共占研究区面积的 50% 左右，农用地（旱地、水田）约占 32%，其他为道路、水库、建筑用地等。



（圆点为建模点，三角点为验证点）

图 1 研究区 DEM 图

Fig. 1 DEM in the study site

1.2 土壤采样

采样分为两部分。首先，根据研究区的母质、地形特征、土地利用等信息，选择有代表性的训练区。训练区为研究区内的一个小区（图 1 圆点范围），通过室内预判和实地考察，该小区基本具有整个研究区的母质、地形、土地利用等特征，对研究区的代表性较好。训练区将用于提取土壤-景观关系、建立土壤-景观模型。在该区内，按照系统采样法，最初以 150 m 间隔设置采样点，随后依据地形图上的等高线特征和航片上的土地利用状况，筛选其中最具代表性的 48 个采样点；最后，根据野外获得的土壤专家经验，对这 48 个点进行局部微域调整，使其尽可能地代表不同海拔、不同坡向上的坡顶、坡中、坡底等典型景观位置（图 1 中圆点）。其次，在训练区以外的其他研究区内，按照相同原则，在不同的景观位置上选择了 26 个采样点（图 1 中三角点）作为验证点，验证点将用于评价土壤-景观模型的预测和制图结果。

采样点布置完成后，在高精度的 GPS 指导下，对每个采样点进行土壤采样，采样方法依据中国土壤系统分类规定。本文所分析的土壤信息为：土壤个体发育厚度（下文简称土体厚度）；表层（A 层）有机质含量。

1.3 地形因子

地形因子是描述地形特征的指标，常用于土壤-景观模型的地形因子有高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、比汇水面积、地形湿度指数和径流强度指数等[4-6,10-18]。这些地形因子代表了土壤形成与发展的主要影响因素，从不同的角度反映了地形对土壤形成的影响过程或结果[4,18]。例如高程影响着土壤的垂直分布；坡度和坡向分别影响着地表物质和能量的强度和方向；平面曲率影响着物质和能量在地表上集中或分散运动；剖面曲率影响着物质和能量的加速或减速运动；比汇水面积、径流强度指数和地形湿度指数表征着土壤的水文特征，尤其是地形湿度指数，能有效地指示土壤内水分运动和土壤相对含水量[18-19]。大量的研究表明，这些地形因子与土壤属性之间有着显著的相关关系[4-6,10-19]。

目前，从数字高程模型（DEM）中可以快速准确地获取地形因子。本文利用 ArcGIS 软件，通过数字化研究区 1:10000 比例尺、2.5 m 等高距地形图来建立 10 m 栅格 DEM。在 DEM 基础上，利用 ArcGIS 软件的空间分析模块提取出高程（m）、坡度（°）、坡向(°)、平面曲率 (1/(100 m))，剖面曲率 (1/(100 m))、比汇水面积 (m^2/m)，并根据提取的地形因子计算地形湿度指数、径流强度指数[17-18]。

1.4 数据分析

利用 SAS 软件中的相关分析和多元线性逐步回归方法，分析 1.3 中地形因子与土壤属性之间的定量关系，并建立土壤-景观定量模型。鉴于土壤形成过程的复杂性和土壤采样特点，本文将回归分析中的因子入选和淘汰模型的显著性水平定为 0.1。土壤-景观定量模型建立完成后，在 ArcGIS 应用该模型预测土壤属性在空间上的分布并制图。同时，提取出模型在验证点上的预测值，并与实测值进行比较，以评价模型的预测效果。评价所采用的指标有：平均误差（mean error, *ME*）、平均绝对误差（mean absolute error, *MAE*）、均方根误差（root mean of squared error, *RMSE*）及相对误差（relative error, *RE*）。

(1) 平均误差：$ME = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(P_j - O_j)$

(2) 平均绝对误差：$MAE = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}|P_j - O_j|$

(3) 均方根误差：$RMSE = \left[\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(P_j - O_j)^2\right]^{0.5}$

(4) 相对误差：$RE_j = \frac{|P_j - O_j|}{O_j} \times 100\%$

其中，*P*、*O*、*N*、*j* 分别为预测值、实测值、观测数、观测样点。平均误差（*ME*）是对模型的总体准确度的度量，其值越接近 0，说明模型的总体偏差越小，准确度越高；平均绝对误差 (*MAE*) 和误差均方根

(*RMSE*) 是对模型精度及稳定性的度量，值越小说明模型的精度与稳定性越高；相对误差 (*RE*) 即为绝对误差占观测值的百分比，对该指标进行分级统计后可以清楚地了解误差分布的范围和趋势，因而该指标可以更有效地说明模型预测结果的准确性和可靠性。

2　结果与讨论

研究区的地形因子均以栅格形式存于 ArcGIS 中，每个地形因子的栅格数为 401 × 283（即 113483）个，各地形因子的统计值如表 1。训练区采样点（48 个栅格）上的地形因子统计值也列于表 1 中。表 1 中的这些统计值反映了研究区内和训练区采样点上的地形特征。此外，比较高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率（这些指标直接反映地形特征）在研究区和训练区采样点上的统计值，可以看到：这些地形因子的统计平均值在这两个区域上都比较接近，说明两者的整体地形条件相似；标准差之间的差别较小，说明训练区采样点所包含的地形变异信息能较好地代表整个研究区的地形变异；相对较大面积的研究区而言，最小值、最大值在这两个区域上也比较接近。这些都说明，训练区采样点所包含的地形信息能较好地代表整个研究区的地形条件。

表 1　研究区地形因子统计表

Table 1　Statistic features of terrain attributes in the studied sites

地形因子	训练区采样点				研究区			
	平均值	标准差	最小值	最大值	平均值	标准差	最小值	最大值
高程 H (m)	56.3	5.3	47.8	72.7	52.9	11.5	31.6	83.4
坡度 G (°)	5.5	2.9	0.04	12.9	4.0	4.0	0	31.0
坡向 A (°)	178.6	102.8	7.4	357.9	170.2	117.0	-1.0*	360
平面曲率K_h (1/(100m))	-0.06	0.4	-1.2	0.9	0.01	0.4	-6.3	4.8
剖面曲率K_v (1/(100m))	0.1	0.3	-0.5	1.0	0.01	0.6	-10.3	7.5
比汇水面积SCA (m^2 /m)	16.6	53.3	1.3	344.6	699.4	5165.4	1.0	151812
地形湿度指数 TI	6.3	1.5	4.3	12.1	8.5	3.2	2.6	19.5
径流强度指数 SPI	1.3	4.0	0	26.6	6.0	43.0	0	2312.9

*：在 ArcGIS 中，平区的坡向值取为-1.0，以区别其他有坡向的地区；

2.1　土壤属性与地形因子之间的相关关系

从相关分析的结果（表 2）中可以看到：土体厚度与高程、平面曲率有着显著的负相关性；表层有机质含量则与高程、坡度有着显著的正相关性；虽然土体厚度和表层有机质含量与其他地形因子有着或多或少的相关性，但这些相关性并不显著。土体厚度、表层有机质含量与地形因子之间的相关性可以用地形因子对土壤发生形成过程的作用来解释。

表 2　土壤属性与地形因子之间的相关关系（$n = 48$）

Table 2　Correlation between terrain attributes and soil properties

地形因子	土体厚度 (cm)	表层有机质含量 (g/kg)
高程 H (m)	-0.31*	0.31*
坡度 G (°)	-0.27	0.31*
坡向 A (°)	-0.10	0.26
平面曲率K_h (1/(100m))	-0.36*	0.15
剖面曲率K_v (1/(100m))	0.20	-0.02
比汇水面积SCA (m^2/m)	-0.08	-0.11
地形湿度指数 TI	0.20	-0.10
径流强度指数 SPI	-0.09	-0.10

注：* 表示在 $p<0.05$ 水平上的显著性。

高程对土体厚度的影响主要集中在两方面：一方面，随着山体海拔高度的增加，气候类型改变，水热条件将减少，生物活动也随之减少，这些变化在一定程度上延缓了土壤的发生发育速度；另一方面，在漫长的土壤形成过程中，高海拔土壤中的物质和能量会在侵蚀和重力作用下运移到海拔较低处[20]。因此，在海拔高处的土壤，由于发育速度慢、损失物质和能量而土体较薄；在海拔低处的土壤，则因发育速度快、接受物质和能量而具有较厚的土体[20]。因而，土体厚度与高程呈显著负相关。

在一些研究中，高程与表层有机质含量呈显著负相关[4,17-18,22]，但在本研究中，两者呈显著正相关。从大量的研究中可以看到，土壤有机质（尤其是表层有机质）主要受土地利用、人为耕作管理、地形条件等影响[21-23]。本研究的地表物质调查和航片解译结果表明：在海拔高处，土地利用以自然或人为植被覆盖为主，植被类型多见茂密草灌，受人为干扰（耕作）小，有利于土壤有机质积累；在海拔低处，自然或人为植

被较少，人为干扰（耕作）增强，土壤有机质积累少且消耗较大。尽管高海拔的土壤会受到侵蚀和重力作用，但表 1 显示本研究区的坡度平缓，地表物质调查和航片解译也表明植被覆盖度在海拔高处较高，这些都说明土壤侵蚀作用较弱，对土壤表层有机质的影响较小。

从高程对表层有机质含量的影响分析中可知，土壤表层有机质含量主要受植被和人为干扰（耕作）的影响。在本研究区内，坡度较小的地形因适合耕种而受到很强的人为干扰，土地利用多为耕地和人工种植林，显然不利于有机质在土壤表层的积累；坡度较大的地形则因不适合耕作管理而受到很弱的人为干扰，土地利用以自然次生杂灌和林地为主，有利于土壤表层有机质的积累。同时，研究区的坡度总体平缓，侵蚀作用较弱，对表层有机质的影响较小。因此，坡度与土壤表层有机质含量有着正相关性。

除高程、坡度外，平面曲率也与本研究区的土壤属性有着显著相关性，表现为与土体厚度的负相关性，这主要是平面曲率表征的物理过程所决定的。在平面曲率大于 0 的点上，地面表现为凸坡，物质和能量容易流失，土壤发育弱，形成较浅的土体；在平面曲率小于 0 的点上，地面表现为凹坡，物质和能量在此汇集，土壤获得了更多的物质和能量，因而发育较强，形成较厚的土体；在曲率值等于 0 的点上，地面表现为平地，物质和能量既不流失也不汇集，或流失量与汇集量相当，土壤发育稳定，土体厚度适中[18]。

由于土壤形成过程的复杂性，单个地形因子对土壤的作用关系可能会因其他地形因子的作用而变小或变弱[4,18]，因而在相关分析中，除高程、坡度、平面曲率外的其他地形因子与土壤属性之间的相关性不显著。

2.2 土壤-景观线性回归模型

用线性逐步回归方法构建的土壤-景观模型结果见表 3。从该表中可以看到：高程、坡度、平面曲率、径流强度指数能显著影响土体厚度发育，可根据这些地形因子来预测土体厚度在研究区内的分布；高程、坡度、坡向、地形湿度指数及径流强度指数能显著影响表层有机质含量，可根据这些地形因子来预测表层有机质含量在本研究区内的分布。与表 2 的相关性结果相比，由于降低了显著性水平，回归模型中增加了其他地形因子，在所有这些地形因子的综合作用下，单个地形因子对土壤属性的影响水平（显著性）有所提高，例如：平面曲率在土体厚度模型中的显著性水平提高到了 0.01 水平以上；高程、坡度、坡向对表层有机质含量的影响也有显著的提高。这与土壤形成过程的多因素性、复杂性有关，同时也表明，利用多个地形因子来预测土壤空间分布更具合理性[9]。

表 3 土壤属性和地形因子间的线性回归方程（$n = 26$）

Table 3 Linear regression equations between soil properties and terrain attributes

土壤属性	高程 H (m)	坡度 G (°)	坡向 A (°)	平面曲率 K_h (1/(100m))	地形湿度指数 TI	径流强度指数 SPI	截距	R^2	F
土体厚度 (cm)	-0.60*	-0.84$^+$		-13.78**		-0.72*	158.00**	0.32	5.10**
表层有机质 (g/kg)	0.37**	0.97**	0.021**		1.74*	-0.39$^+$	-22.47*	0.35	4.59**

注：“+”表示在 $p<0.10$ 水平上显著；“*”表示在 $p<0.05$ 水平上显著；“**”表示在 $p<0.01$ 水平上显著。

回归模型的 R^2 值（表 3）表明，利用这些地形因子分别能解释土体厚度空间变异及表层有机质含量空间变异的 32.2% 和 35.3%。从其他研究中可以看到，土壤-景观线性回归模型一般可以解释土壤属性在空间上变异的 20%～88%[17]，本文的研究结果与这些研究结果相似。Moore 等[4]认为，采用高精度 GPS 和高分辨率 DEM 可能会提高模型解释变异的能力。Florinsky 等[16]的研究结果也表明，采用高精度GPS和高分辨率的DEM，可以提高模型解释变异的能力。本研究利用的 DEM 分辨率为 10 m，数据源来自 1:10000 比例尺地形图，因而 DEM 在表达地形时的准确度和精度有一定的限制，从而限制了模型 R^2 的提高。尽管如此，对模型 R^2 进行的 F 检验则说明，模型能较好地表达土体厚度和表层有机质含量的变 异。

2.3 土体厚度和土壤表层有机质含量的空间分布及预测制图

基于表 3 中的模型，预测土体厚度、表层有机质含量在空间上的分布及制图，如图 2。提取验证点上的预测值，并与实测值比较后的结果见表 4。在该表中，土体厚度和表层有机质含量的平均误差分别为 −0.49 cm 和−0.20 g/kg，说明模型的预测结果在整体上具有较高的准确性。平均绝对误差和均方根误差都较小，相对误差（RE）均在 20% 以下，说明预测误差变异小，预测值具有较高的可信度。此外，表 4 中相

对误差的分级统计结果更清楚地反映了模型的预测误差。从中可以看到，绝大部分（分别为 88%、81%）的预测误差＜10%，其中近一半（分别为 58%、42%）的相对误差＜5%，说明模型的预测值具有较高的精度和可信度，模型预测效果较好。

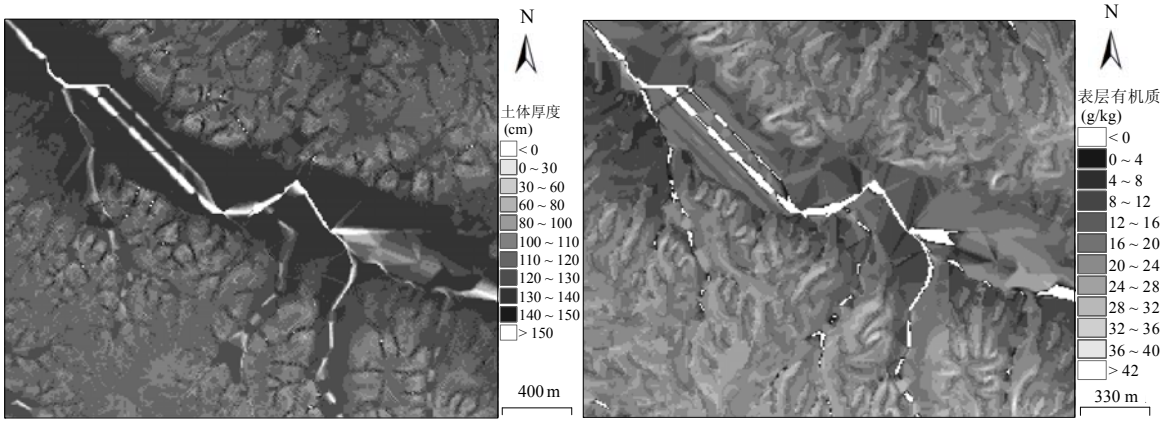


图 2　应用土壤-景观模型预测的土体厚度（左）和表层有机质（右）

Fig. 2　Solum thickness (left) and organic content in topsoil (right) predicted by established models

表 4　土壤-景观回归模型验证结果

Table 4　Validation results of established soil-landscape models

土壤属性	*ME*	*MAE*	*RMSE*	*RE* 分级统计		
				<5%	5%～10%	10%～20%
土体厚度 (cm)	-0.49	6.31	7.90	58	30	12
表层有机质 (g/kg)	-0.20	1.54	2.18	42	39	19

此外，由于地形因子在 ArcGIS 中保持了空间连续性，基于这些地形因子和土壤-景观模型制作的土壤属性图也保持了空间连续性，如图 2。因此，与传统土壤图上的图斑相比，基于土壤-景观定量模型的制图方法更加真实地反映了土壤自然体在空间上的连续分布特征。

另一方面，从图 2 中的白色部分中可以看到，这种制图方法也存在一定的不足。Florinsky 等[18]的研究也表明，在应用线性回归模型进行预测制图时可能存在风险，即当预测变量的值超出了模型分析过程中变量的取值范围时，模型的预测结果很可能与实际不符。将图 2 与地形图进行比较可以发现，图 2 中的白色部位对应于地形图上的河网、水库等水域或其附近，显然这些区域不适合进行土壤采样，因而本研究在建立土壤-景观模型时缺乏该区域的土壤信息。除缺乏土壤信息外，由于地形图上并不会标示水域范围内的地形信息，因而以地形图为基础的 DEM 在描述该区域的地形时产生了较大的误差[24]。在缺乏这两种主要信息的条件下，该区域的预测值难免与实际情况相差甚远。为了克服这两方面的影响，可采取相应的土壤采样、减小 DEM 误差、提高DEM 精度等措施。

3　结论

(1) 相关分析表明地形因子与土壤属性之间存在着显著的相关性，说明本研究区内的地形因子对土壤属性的影响主要表现为：土体厚度随海拔高程和平面曲率增加而降低；表层有机质含量则随海拔高程和坡度的增加而增加；其他地形因子对土体厚度和表层有机质含量的影响关系不显著。

(2) 基于多元线性回归方法建立的土壤-景观定量模型，综合了多个地形因子对土壤属性的作用关系，能较好地说明土体厚度和表层有机质含量的空间变异，两种模型分别能解释土体厚度和土壤表层有机质含量在空间上变异的 32.2% 和 35.3%。

(3) 应用建立的土壤-景观定量模型可以预测土体厚度和表层有机质在空间上的分布，预测值与实测值的比较结果说明：模型在总体上的预测偏差很小，预测的准确度和稳定性较高，预测结果具有较高的可信度。此外，与传统土壤图相比，基于该模型预测的土壤图更加真实地反映了土壤自然体在空间上的连续分布特征。

参考文献：

[1] Huggett RJ. Soil landscape systems: A model of soil genesis. Geoderma, 1975, 13: 1-22

[2] Hewitt AE. Predictive modeling in soil survey. Soils and Fertilizers, 1993, 56: 305-314

[3] Hudson BD. The soil survey as paradigm-based science. Soil Science Society of American Journal, 1992, 56: 836-841

[4] Moore ID, Gessler PE, Nielsen GA, Peterson GA. Soil attribute

prediction using terrain analysis. Soil Science Society of American Journal, 1993, 57: 443−452

[5] Zhu AX, Band L, Vertessy R, Dutton B. Derivation of soil properties using a soil land inference model (SoLIM). Soil Science Society of American Journal, 1997, 61: 523−533

[6] Gessler PE, Chadwick OA, Chamran F, Althous L, Holmes K. Modeling soil-landscape and ecosystem properties using terrain attributes. Soil Science Society of American Journal, 2000, 64: 2045−2056

[7] Hudson BD. Concepts of soil mapping and interpretation. Soil Survey Horizons, 1990, 31: 63−73

[8] Scull P, Franklin J, Chadwick OA, McArthur D. Predictive soil mapping: A review. Progress in Physical Geography, 2003, 27: 171−197

[9] McBratney AB, Mendonca ML, Minasny B. On digital soil mapping. Geoderma, 2003, 117: 3−52

[10] Odeh IOA, McBratney AB, Chittleborough DJ. Further results on prediction of soil properties from digital terrain attributes: Heterotopic cokriging and regression−kriging. Geoderma, 1995, 67: 215−226

[11] Knotters M, Brus DJ, Oude VJH. A comparison of kriging, co-kriging, and kriging combined with regression for spatial interpolation of horizon depth with censored observations. Geoderma, 1995, 67: 227−246

[12] Bourennane H, King D, Couturier A. Comparison of kriging with external drift and simple linear regression for predicting soil horizon thickness with different sample densities. Geoderma, 2000, 97: 255−271

[13] Chaplot V, Walter C, Curmi P. Improving soil hydromorphy prediction according to DEM resolution and available pedological data. Geoderma, 2000, 97: 405−422

[14] Thompson JA, Bell JC, Butler CA. Digital elevation model resolution: Effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape modeling. Geoderma, 2001, 100: 67−89

[15] Smith MP, Zhu AX, Burt JE, Stiles C. The effects of DEM resolution and neighborhood size on digital soil survey. Geoderma, 2006, 137: 58−69

[16] Florinsky IV, Arlashina HA. Quantitative topographic analysis of gilgai soil morphology. Geoderma, 1998, 82: 359−380

[17] Thompson JA, Eugenia M, Pena Y, Grove JH. Soil-landscape modeling across a physiographic region: Topographic patterns and model transportability. Geoderma, 2006, 133: 57−70

[18] Florinsky IV, Eilers RG, Manning GR, Fuller LG. Prediction of soil properties by digital terrain modeling. Environmental Modeling & Software, 2002, 17: 295−311

[19] 邓慧平, 李秀彬. 地形指数的物理意义分析. 地理科学进展, 2002, 21(2): 103−110

[20] 张凤荣. 土壤地理学. 北京：中国农业出版社, 2002: 17−18

[21] Cheng XF, Shi XZ, Yu DS, Pan XZ, Wang HJ, Sun WX. Using GIS spatial distribution to predict soil organic carbon in subtropical China. Pedosphere, 2004, 14(4): 425−431

[22] 连纲, 郭旭东, 傅伯杰, 虎陈霞. 黄土丘陵沟壑区县域土壤有机质空间分布特征及预测. 地理科学进展, 2006, 25(2): 112−123

[23] 朱静, 黄标, 孙维侠, 杨荣清, 邹忠, 丁峰, 苏健平, 黄耀, 金洋, 毕葵森. 长江三角洲典型地区农田土壤有机质的时空变异特征及其影响因素. 土壤, 2006, 38(2): 158−165

[24] 唐新明, 林宗坚, 吴岚. 基于等高线和高程点建立 DEM 的精度评价方法探讨. 遥感信息, 1999, 55(3): 7−10

[25] 朱阿兴, 李宝林, 杨琳, 裴韬, 秦承志, 张甘霖, 蔡强国, 周成虎. 基于 GIS、模糊逻辑和专家知识的土壤制图及其在中国应用前景. 土壤学报, 2005, 42(5): 844−851

Prediction and Mapping of Spatial Distribution of Soil Attributes by Using Soil-Landscape Models

SUN Xiao-lin[1,2], ZHAO Yu-guo[1], ZHAO Liang[1,3], LI De-cheng[1], ZHANG Gan-lin[1]

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

2 *Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *China*;

3 *College of Resources and Environmental Science, Nanjing Agricultural University, Nanjing* 210095, *China*)

Abstract: Soil mapping based on quantitative soil-landscape model has been studied all over the world. This paper chose a hilly area in Xuancheng, southern part of Anhui province, as the study site, and produced soil mapping based on quantitative soil-landscape models relying on quantitative relationships between soil and landscapes. The results showed that there were strong correlations between solum thickness, organic material content in topsoil and some of topographic indexes. Quantitative soil-landscape models could explain 32.2% and 35.3% of the spatial variations of solum thickness and organic content in topsoil, respectively. The predicted values of solum thickness and organic content in topsoil on validation points by the two soil-landscape models matched the determined in a high degree. Additionally, the maps produced by the two soil-landscape models kept the natural spatial continuity of soil properties, which cannot be captured on traditional soil maps.

Key words: Quantitative soil-landscape model, Soil mapping, Solum thickness, Topsoil organic content