

空间回归模型在区域数字化土壤制图中的应用*

——以河南封丘县为例

李立东 陈杰[†] 宋轩 刘鹏飞

(郑州大学水利与环境学院, 郑州 450001)

摘要 以河南省封丘县为研究区,以环境协变量信息和先期获得的土壤数值化分类结果为基础数据源,在土壤分类距离空间自相关性分析的基础上,构建土壤分类距离—环境协变量空间回归模型,实施土壤分类距离空间预测,并最终实现研究区 25 m 分辨率数字化土壤制图。输出结果表明,研究区 5 种主要土壤类型中,普通底锈干润锥形土分布面积最大、弱盐灌干润锥形土次之,分布比例分别为 36% 和 24%。结合确定性趋势距离和非确定性残差的空间变异特征,阐释了研究区土壤空间分布格局的发生学背景和随机性因素的影响。与基于随机模型的土壤预测制图相比,基于环境协变量空间回归模型的数字化土壤制图输出结果展示了相似的研究区土壤空间分布整体格局,且具有细节清晰、图斑边界自然的特点。一方面能更好地诠释土壤空间分布的连续性和渐变特征,另一方面能较好地反映微域成土环境对土壤发生学特性空间变异特征的影响。

关键词 数字化土壤制图;土壤数值化分类;环境协变量;空间自相关;空间回归模型

中图分类号 S159-3 **文献标识码** A

数字化土壤制图,也称土壤预测制图(predictive soil mapping),是基于土壤观测数据与土壤学知识、应用数学模型预测土壤类型或土壤属性在时间序列与空间系列上的变异,创建和组织空间土壤信息系统的过程^[1-2]。一方面,随着以精准农业为代表的现代农业模式的快速发展,土地利用方式日趋多样、土地利用规划日益精细,用于决策支持的各种技术框架、数学模型对高精度、量化土壤空间信息的需求日益扩大;另一方面,得益于 3S 技术的研发与普及,土壤与环境变量信息的获取能力与处理技术不断提高,共同促使数字化土壤制图成为土壤学研究中一个重要的热点领域^[3]。

数字化土壤制图的主要理论基础、方法体系以及核心技术均移植于计量土壤学。其中,土壤数值化分类是数字化土壤制图的基础,而用于空间预测的各种数学模型则是实施数字化土壤制图的核心技术手段^[4]。在以往的研究中,基于不同算法的土壤连续分类结果,通常被输入三类数学模型以实现土壤类型的空间预测和可视化表达:即确定性模型(deterministic models)、随机模型(stochastic models)

和混合模型(hybrid models)^[5-6]。其中,确定性模型主要是各种普通多元回归模型,以已知的环境变量为参数,揭示土壤空间分布特征,其预测函数可表达为: $S = f(e)$,其中 S 为土壤或土壤属性, e 为环境变量。随机模型以地统计学模型为代表,基于纯空间手段诠释土壤及土壤属性空间变异中的随机成分和不确定因素,可表达为: $S = f(e)$,其中, s 为已知土壤或土壤属性。混合模型综合考虑环境因素和空间因素对预测输出结果的综合影响,空间回归模型属于此类模型,预测函数表达为: $S = f(e, s)$ 。众所周知,土壤作为覆被于地球表面的历史自然体,无论在地理空间上还是分类空间上均具有连续性特征,这一特征导致土壤类型之间、土壤属性之间具有明显的空间自相关性。在土壤空间预测和数字化土壤制图研究中,无法准确预测土壤空间变异确定性趋势的随机模型(如常规地统计学模型)和无法系统揭示土壤空间自相关性产生的随机变异特征的确定性模型(如普通多元回归模型)仍然是应用最为普遍的数学模型^[7-10]。而理论和技术更

* 国家自然科学基金项目(40971128)资助

[†] 通讯作者, E-mail: jchen@zsu.edu.cn

作者简介: 李立东(1986—),男,河南睢县人,硕士研究生,主要从事土壤数字制图、环境地理信息研究

收稿日期: 2012-02-27;收到修改稿日期: 2012-08-30

具有优势的混合模型如空间回归模型在土壤数字化制图中的应用,则鲜见于报道。

本研究以河南省封丘县为案例地区,基于前期已获取的土壤剖面数值化分类结果,建立环境协变量—土壤分类距离空间回归模型,系统论述应用混合模型实施土壤空间预测和数字化土壤制图的基本程序与关键环节,并在混合模型与随机模型数字化土壤制图输出结果之间进行对比分析,阐释空间回归模型在土壤预测与数字化土壤制图中的优势。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

封丘县位于河南省东北部黄河中下游冲积平原,

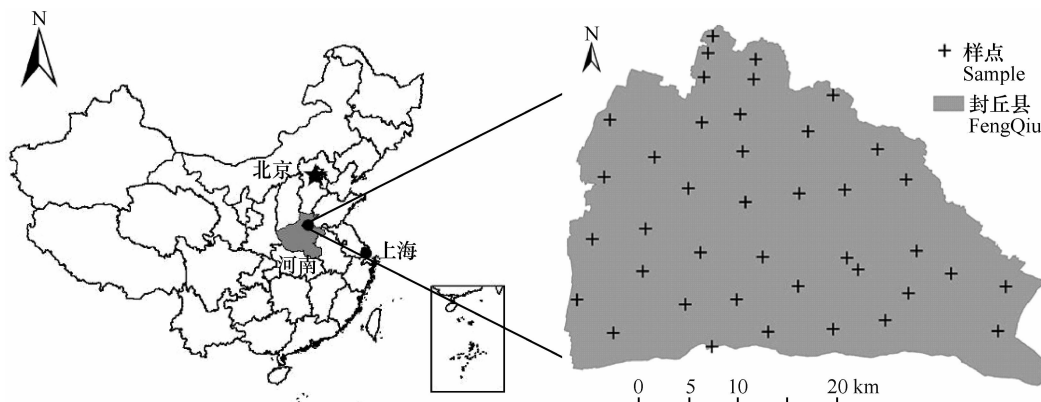


图1 研究区地理位置及土壤剖面样点分布图

Fig. 1 Geographical location of study area and distribution of observed soil profiles

1.2 土壤样本与数值化分类

兼顾土壤类型与空间均匀原则,在研究区布设标准土壤剖面样点40个(从soil01至soil40依次编号)(图1),采集分层土壤样品142个用于土壤发生学属性的实验室测试分析,实验理化分析项目及方法参见文献¹⁾。根据研究区土壤发生学特点,遴选野外剖面观测和实验室分析获取的土壤质地、表层土壤有机质、土壤颜色、pH、电导率和土壤发生层厚度等相关数据作为土壤属性向量输入OSACA土体分类系统。OSACA是一个以VLDIMIR算法为基础、运用k-均值算法模型中多次迭代的移动聚类质心运算功能进行土壤剖面数值化分类的系统^[11]。系统输出信息包括:样本土壤剖面模糊聚类类别及其中心剖面类型、样本土壤剖面与各中心类型之间的分类距离。依据《中国土壤系统分类检索》,最终

地理位置在34°53'~35°14'N,114°14'~114°46'E之间(图1),海拔65~82.5m。全县大地貌虽为冲积平原,但微域地形复杂,境内南部、东部的黄河大堤和北部的太行堤将全县分为三个部分:黄河大堤以南、以东是黄河河床和滩地区,太行堤以北为古黄河背河决口泛滥区,地势相对平坦,而黄河大堤和太行堤之间地区,主要地形单元为缓岗、漫坡和各种浅平洼地。全县国土总面积1220km²,其中耕地面积8.73×10⁴hm²,是全国商品粮基地县,“七五”、“八五”期间黄淮海农业开发重点县,也是著名的优质小麦、优质水稻生产基地。境内主要土壤类型为新成土和雏形土,二者占全县土壤总面积的98%以上,成土母质为第四纪全新世以来的各种黄河冲积沉积物。

确定系统模型输出的研究区5个中心土壤剖面soil01、soil18、soil37、soil38、soil40及其所代表模糊类别的系统分类归属,分别为普通筒育干润雏形土潘店系、普通筒育干润雏形土应举系、普通底锈干润雏形土、普通人为淤积新成土和弱盐灌淤干润雏形土。研究区土壤数值化分类及输出结果检索工作已先期完成。

1.3 环境协变量的提取与处理

研究区地形因素不仅影响土壤内部的水分运动和物质转移,而且直接影响土壤形成的母质基础——黄河冲积沉积物的空间分配格局与物质组成特性,从而对研究区土壤发生、发育以及空间分布产生至关重要的影响。鉴于此,本研究选取地形因子,包括高程、坡度、坡向、复合地形指数和3×3像元中心横向表面曲率,与黄河中心河道水平距离

1) 中国科学院南京土壤研究所土壤系统分类课题组. 土壤实验室分析项目及方法规范(中国土壤系统分类用),1991

作为环境协变量因子,其 DEM 数据是由 1:10000 地形图数字化得来。环境变量的提取、转换等操作在 ArcGIS 9.3 软件的空间分析模块中完成,并保存为 25 m 分辨率的栅格图像。为了消除坡向因子环形变量对计算结果的影响,对其进行取负余弦处理。同时,采用最小—最大值标准化方法消除环境协变量量纲差异^[12]。

1.4 空间自相关分析及空间回归模型

空间自相关是指同一个研究区内的观测数据之间潜在的相互依赖关系,空间自相关分析是空间回归模型构建的前提^[13]。表征空间自相关特性强弱及方向的量称为空间自相关指数,通常使用 Moran's I 指数^[14]。本研究采用蒙特卡罗模拟检验空间相关性,即通过计算 P 值(P-value)和 Z 值(Z -score)判断 Moran's I 指数的显著性。 $P < 0.05$ 表示空间相关性显著、 $P < 0.01$ 表示空间相关性极显著^[15];在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 条件下, $Z > 1.96$ 表示数据间存在显著空间正相关性、 $Z < -1.96$ 表示数据间存在显著空间负相关性、 $-1.96 \sim 1.96$ 之间说明数据间的空间自相关性不显著^[16]。在本案例中,当研究区土壤与中心剖面类型的分类距离具有显著空间自相关性时,基于空间权重矩阵将这种空间依赖关系引入普通线性回归方程构建空间回归模型。空间回归模型依据其构建过程的不同可分为两种:一是空间滞后模型 $y = \lambda W_y + X\beta + \mu$,其特征是在回归拟合之前,将因变量的滞后变量作为其中一个新自变量进入回归模型;二是空间误差模型 $y = X\beta + \varepsilon$, $\varepsilon = \rho W\varepsilon + \nu$,其特征是在拟合之后,利用回归残差的滞后变量推算空间因素引起的回归误差。上述两类空间回归模型表达式中, y 为因变量,即土壤与中心剖面类型的分类距离; W 为空间权重矩阵; X 为自变量,即环境协变量; β 为 X 的回归系数; λ 为空间滞后向量 W_y 的系数; μ 为随机误差项; ε 为回归残差量; ρ 为空间滞后向量 $W\varepsilon$ 的自回归系数; ν 为随机干扰项^[17-19]。

1.5 基于环境协变量回归模型的土壤分类距离空间预测

研究区空间上任意位置的土壤与中心土壤剖面类型的分类距离预测方程表达如下:

$$D(i,t) = D_{it} = f(Q) + e = T_{it} + e_{it}$$

式中, D_{it} 为空间任一点土壤剖面 i 与中心剖面类型 t 之间的分类距离; T_{it} 为由环境因素导致的确定性“空间趋势距离”; e_{it} 为由非环境因素导致的非确定

性的距离残差。其中,土壤与中心剖面类型的确定性趋势距离,通过构建基于环境协变量的空间回归模型获得:

$$T_i = \sum_{f=1}^n \sum_{t=1}^m \alpha_{ft} Z_{ft} + \beta_i W_i + K_i$$

式中, T_i 表示空间任一位置的土壤到第 i 个中心土壤剖面之间的确定性趋势距离; n 为环境协变量的个数(本研究中 n 为 6); m 为每个环境协变量及其生成的辅助变量,分别为环境协变量本身、环境协变量的平方、三次方、对数和指数; α_{ft} 为第 f 个环境协变量的第 t 个辅助变量的回归系数; Z_{ft} 为第 f 个环境协变量的第 t 个辅助变量; W_i 为回归模型中的滞后变量; β_i 为滞后变量的回归系数; K_i 为对应于中心土壤剖面 i 的分类距离的截距^[20]。

本研究土壤分类距离自相关性分析及显著性检验、空间回归模型拟合与构建均在 GeoDa095i 环境中进行。

2 结果与讨论

2.1 土壤分类距离空间自相关性分析

图 2 为研究区土壤剖面样点与不同中心剖面类型的距离 Moran's I 指数、蒙特卡罗模拟方法获得的空间自相关显著性检验 P 值和 Z 值折线图。

图 2 中显示,在空间距离阈值 $< 10\ 000$ m 时,样点土壤与各中心剖面之间分类距离均有明显的空间自相关性;随着距离阈值的增大,Moran'I 指数绝对值呈减小趋势,空间自相关性逐渐减小。观察 P 值和 Z 值的变化趋势可以发现,在空间距离阈值 $< 9\ 500$ m 时,样点土壤与普通人为淤积新成土中心剖面的分类距离具有显著的正向空间自相关性;样点土壤与普通筒育干润锥形土应举系、普通底锈干润锥形土的分类距离具有显著的正向空间自相关性;与普通筒育干润锥形土潘店系和弱盐灌淤干润锥形土的分类距离分别在空间距离阈值 $< 8\ 000$ m 和 $< 6\ 500$ m 时出现正、负空间自相关性。据此可以说明,应用空间回归模型预测研究区土壤空间分布、实施数字化土壤制图是理想选择。

2.2 空间回归模型拟合与输出结果残差分析

在 GeoDa095i 环境中经协变量优选和空间回归拟合运算,最终获得研究区土壤与各中心剖面类型之间分类距离的空间回归模型。以土壤与普通人为淤积新成土中心剖面的分类距离回归模型为例,表达为:

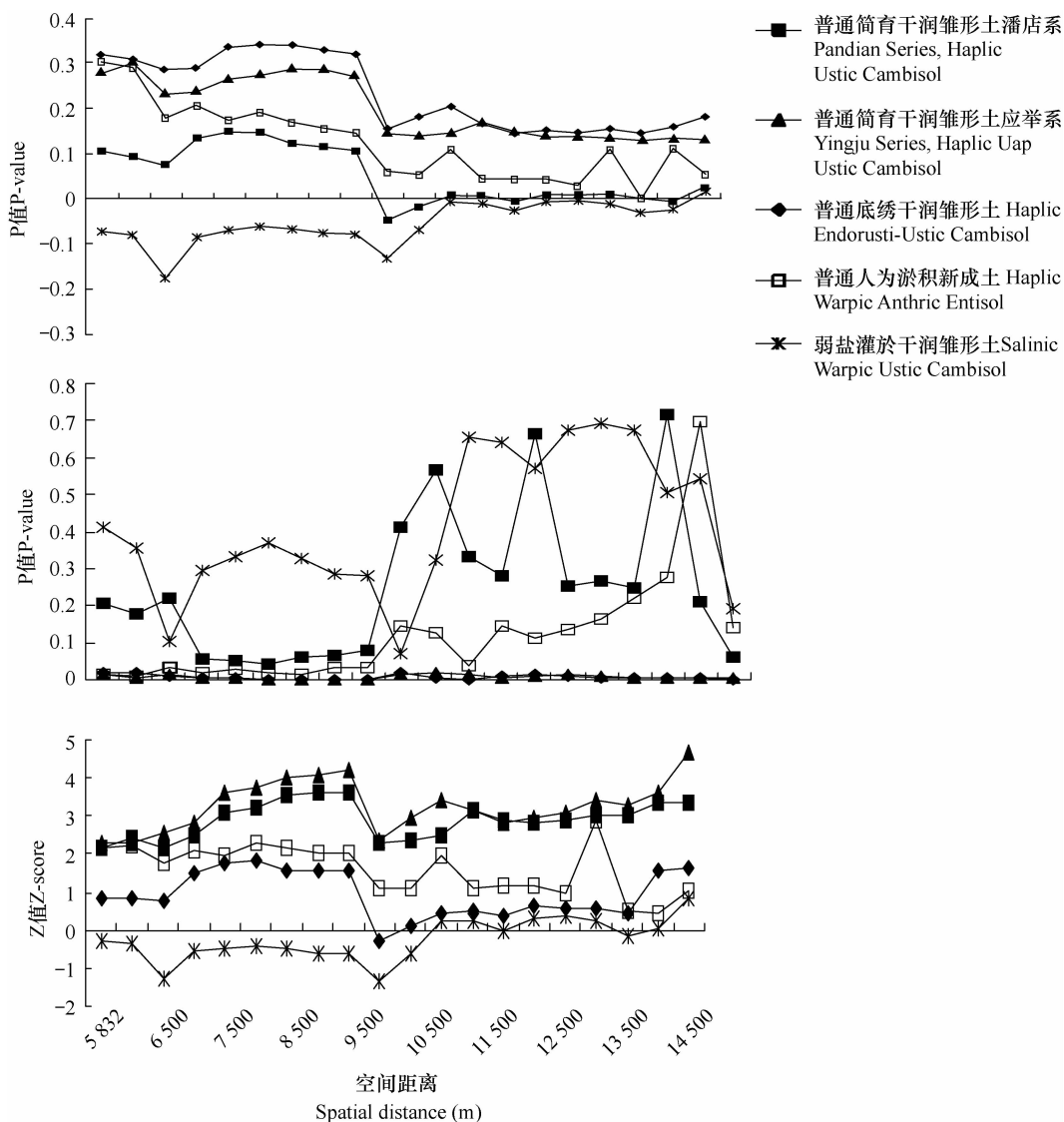


图2 研究区样点剖面到中心剖面类型分类距离的 Moran's I 指数及对应的 P 值和 Z 值

Fig. 2 The Moran's I index of the taxonomic distances between the observed profile and central ones in the study area and the corresponding P-values and Z-scores

$$y = -12.62822x_3^2 - 0.6011568\ln x_3 + 8.928706\exp(x_3) + 258304.4x_5 - 318068.8x_5^3 - 1.851859x_6 + 0.2071129W\epsilon - 89602.2$$

式中, x_3 、 x_5 、 x_6 、 $W\epsilon$ 分别为坡向、曲率、距黄河中心河道距离、回归残差的滞后变量。

在利用空间回归模型预测土壤与不同中心剖面类型之间分类距离时, 根据实际情况分别采用误差模型和滞后模型两种形式。研究区土壤分类距离空间回归模型选择和预测输出结果精度分析情

况列入表 1。

表 1 中首列为研究区土壤与不同中心剖面类型之间分类距离空间回归模型选择的类型(括号内)。各模型输出结果的相对误差(RE)分别为 -1.9525、5.5968、-3.7514、-1.2445、-3.6839, 均远小于相应的相对误差临界值, 且各模型输出结果的均方根误差(RMSR)、平均差绝对值(MD)、最大误差(ME)也均较小, 表明回归模拟效果较好, 预测精度较高。

表 1 空间回归模型选择与输出精度分析

Table 1 Choice of spatial regression models and analysis on output precision

土壤类型 Type	模型 Model	均方根误差 RMSE	平均差 MD	最大误差 ME	相对误差 RE	相对误差临界值 (0.05)
普通筒育干润锥形土潘店系 Pandian Series, Haplic Uap Ustic Cambisol	空间误差模型 Spatial Error Model	2.992 1	-0.006 3	2.048 6	-1.952 5	74.603 0
普通筒育干润锥形土应举系 Yingju Series, Haplic Uap Ustic Cambisol	空间滞后模型 Spatial Lag Model	2.404 5	0.201 1	1.162 5	5.596 8	52.151 9
普通底锈干润锥形土 Haplic Endorusti-Ustic Cambisol	空间误差模型 Spatial Error Model	3.101 9	-0.003 0	2.291 1	-3.751 4	75.979 2
普通人为淤积新成土 Haplic Warplic Anthric Entisol	空间滞后模型 Spatial Lag Model	0.859 6	-0.008 4	1.600 1	-1.244 5	60.320 1
弱盐灌於干润锥形土 Salinic Warplic Ustic Cambisol	空间滞后模型 Spatial Lag Model	6.925 5	-0.000 7	1.853 2	-3.683 9	84.610 4

2.3 土壤分类距离预测结果可视化表达

2.3.1 土壤与中心剖面类型之间确定性趋势距离计算结果 在 ArcGIS9.3 环境中将环境协变量信息转化为 25 m 分辨率的栅格图像并做标准化处理,运行空间回归模型获得研究区 25 m 分辨率的土壤与各中心剖面类型之间的确定性趋势距离预测结果,输出图 3。其中,图 3a 为研究区空间任一位置的土壤与普通筒育干润锥形土潘店系之间的分类距离,图 3b 至图 3e 分别为空间任一位置的土壤与普通筒育干润锥形土应举系、普通底锈干润锥形土、普通人为淤积新成土和弱盐灌於干润锥形土之间的确定性趋势距离。

土壤分类距离是指不同土壤在分类空间上的“亲疏”关系和属性空间上的“相似”程度,确定性空

间趋势距离则主要表征土壤之间由成土因素即地形、气候、植被、物质等外部环境因素导致的土壤发生学特性的差异。确定性空间趋势距离越大,表明土壤之间的成土环境、发生学特性差异越大。如图 3 中,研究区中间白色条带状区域为黄河大堤、复堤沉沙池等人工地物,白色表明这些区域与研究区 5 个中心土壤类型的分类距离均最大,即这一区域的“土壤”与研究区其他土壤基本没有任何发生学联系。再如图 3c 中,研究区北部分布的土壤与普通底锈干润锥形土中心剖面之间的分类距离极小,在 0~2 之间,说明该区域土壤与普通底锈干润锥形土成土环境相近、发生学特性相似,在分类系统中很可能被划入该土壤类型。

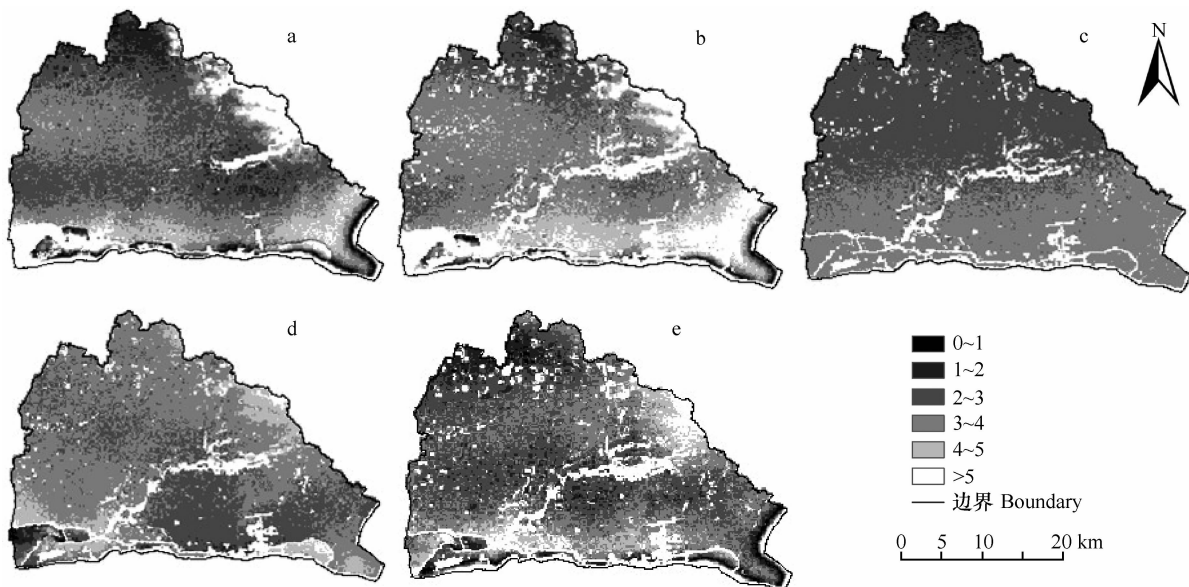


图 3 研究区土壤与各中心剖面类型之间的确定性趋势距离

Fig. 3 Determinable taxonomic-distances between target soils at any spatial position and the central profiles in the study area

2.3.2 土壤与中心剖面类型之间非确定性距离残差计算结果 非确定性距离残差是指成土环境因素以外的随机因素如人为扰动等导致的土壤属性差异,它由样点土壤剖面与中心剖面类型之间实测计算的分类距离与分类距离模型预测值的差值表征($e_{it} = D_{it} - T_{it}$,见前文)。通过对样点土壤与中心剖面类型距离残差进行普通克里格插值,获得

研究区空间任一位置土壤与各中心剖面类型之间的非确定性距离残差,输出结果如图4。其中,图4a至图4e分别为研究区空间任一位置的土壤与普通筒育干润锥形土潘店系、普通筒育干润锥形土应举系、普通底锈干润锥形土、普通人为淤积新成土和弱盐灌淤干润锥形土之间的非确定性距离残差。

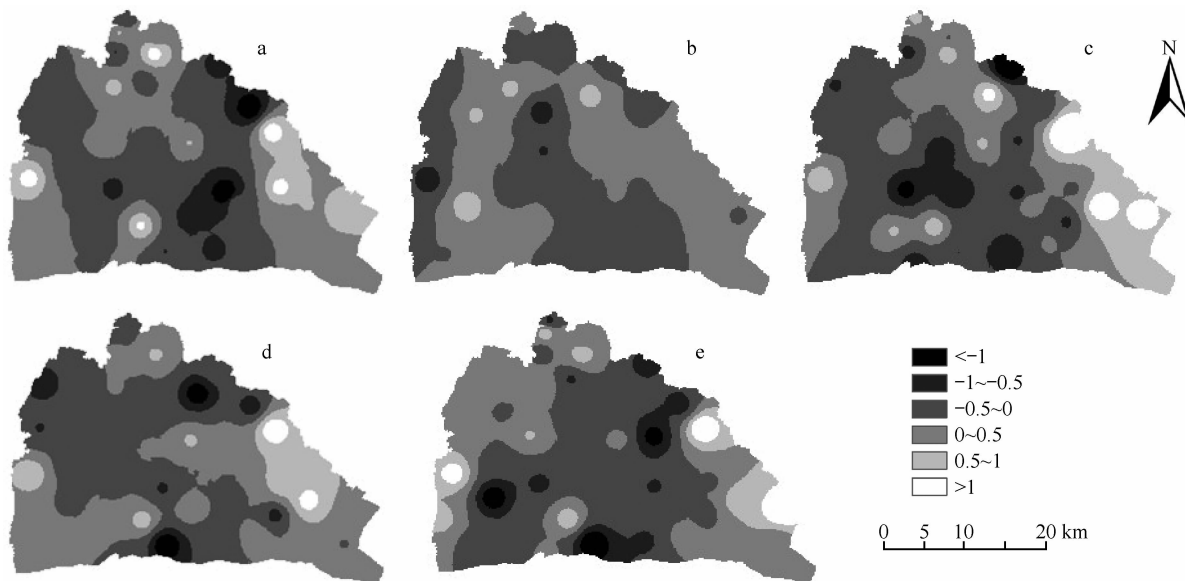


图4 研究区土壤与各中心剖面类型之间的非确定性距离残差

Fig. 4 Undeterminable taxonomic-distance residuals between target soils at any spatial position and the central profiles in the study area

从图4可以看出,研究区中部土壤与各中心剖面类型的分类距离残差都相对较高,表明该区域非成土因素导致的土壤随机性空间变异较大。究其原因,一方面因为这一区域黄河大堤的修建以及经常性的固堤活动对周边土壤产生了较为强烈的人为扰动;另一方面,近年来农田灌淤压沙、旱-水耕互改也集中发生在中部区域,这无疑增加了非确定性土壤空间变异的强度。从图4可以看出,研究区不同区域零星分布的土壤与特定中心剖面类型之间非确定性距离残差较大,其原因各不相同,且相当复杂。由于本文篇幅所限,详细分析将另文介绍。

2.3.3 研究区土壤与中心剖面类型之间分类距离预测结果 在 ArcGIS9.3 环境中将空间任一位置土壤与各中心剖面类型之间确定性趋势距离和非确定性距离残差进行栅格相加,获得研究区土壤与各中心剖面类型之间分类距离预测结果,在地理空间上表达为图5。其中,图5a至图5e分别为研究区土壤与普通筒育干润锥形土潘店系、普通筒育干润锥形土应举系、普通底锈干润锥形土、普通人为淤

积新成土和弱盐灌淤干润锥形土中心剖面之间的分类距离。

图5直观地显示出,与普通筒育干润锥形土潘店系分类距离较小的土壤分布于研究区北部及中部黄河大堤以南区域;与普通筒育干润锥形土应举系分类距离较小的区域在研究区北部与潘店系呈复域分布,表明这一区域的土壤均具有明显的普通筒育干润锥形土的属性特征。与普通底锈干润锥形土分类距离较小的土壤在研究区面积最大且连片分布,说明研究区大部分区域受地下水活动影响较为强烈。与普通人为淤积新成土中心剖面分类距离较小的土壤主要集中于研究区东南黄河大堤内侧和黄河高滩区,呈狭长带状分布,表明农田灌淤和滩地造田多发生在上述区域。而与弱盐灌淤干润锥形土分类距离较小的土壤主要发生在黄河大堤两侧背河洼地和北部黄河古道,且斑点状分布特征非常明显,体现了这些区域较浅的地下水埋深和较强的农田改良活动对土壤属性的双重影响。

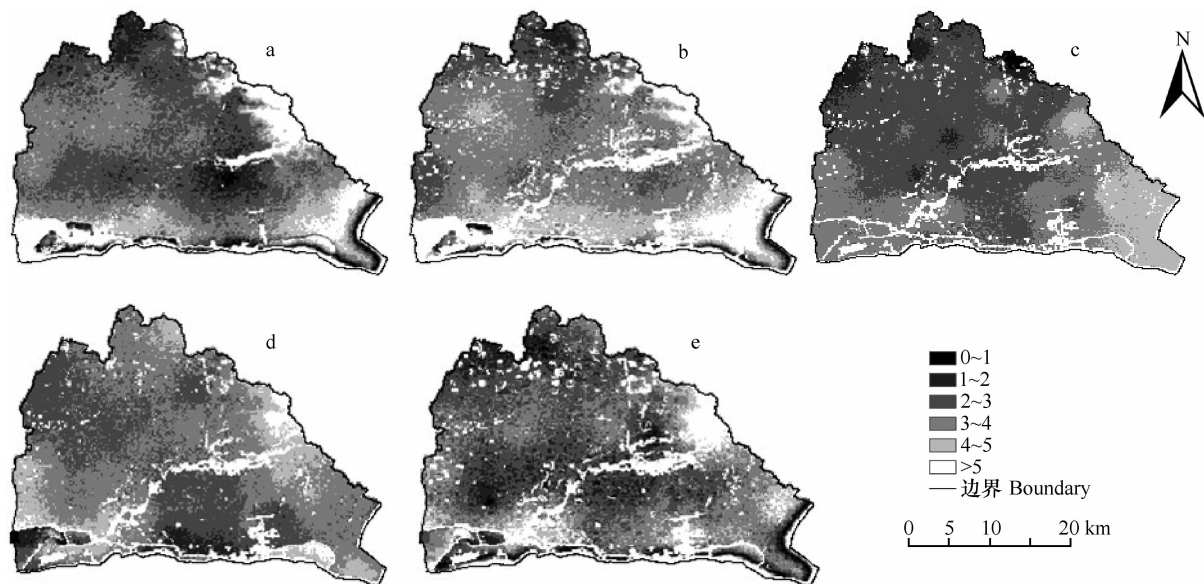


图5 研究区土壤与中心剖面类型分类距离空间预测图

Fig. 5 Predictive taxonomic-distances between soils at any spatial position and the central profiles in the study area

2.4 研究区数字化土壤制图

将研究区任一位置土壤与各中心剖面之间分类距离5个图层进行叠加,然后先依据最小分类距离原则将土层中每个栅格单元实施土壤类型归属判别,完成去模糊化的可视化输出结果(图6a)。对去模糊化输出结果进行图斑碎块合并,最终实现可与常规土壤图参比的研究区数字化土壤制图表达(图6b)。

从图6可以看出,研究区发育的五种主要土壤类型中,普通底锈干润锥形土分布面积最大,约占研究区总面积的36%,连片分布于研究区中北部。弱盐灌淤干润锥形土分布面积次之,约为研究区总面积的24%,其空间特征是与其他土壤类型呈复域分布格局。普通人为淤积新成土在黄河大堤附近及以南的黄河高滩区(黄河大堤与内堤之间区域)呈狭长带状分布。潘店系、应举系作为普通筒育干

润锥形土下属的两个代表性土系,在研究区分布面积较小,零星分布于研究区西部和中北部。

2.5 与随机模型预测制图输出结果的对比

图7为基于样点土壤与各中心剖面类型分类距离进行克里格插值获得的研究区数字化制图输出结果。

通过对基于分类距离克里格插值的预测制图(图7)与基于环境协变量空间回归模型的数字化土壤制图(图6b)对比可以发现,在两种输出结果中,研究区土壤分布的总体格局基本相似,均为普通底锈干润锥形土分布面积最大,弱盐灌淤干润锥形土次之,且空间分布范围相似。然而,基于环境协变量回归模型的数字化制图输出结果细节特征清晰、图斑边界自然,较为充分地反映了土壤分布的连续性、渐变性特征。此外,与基于距离插值的预测输出结果无法反映成土环境不同,基于环境变量空间

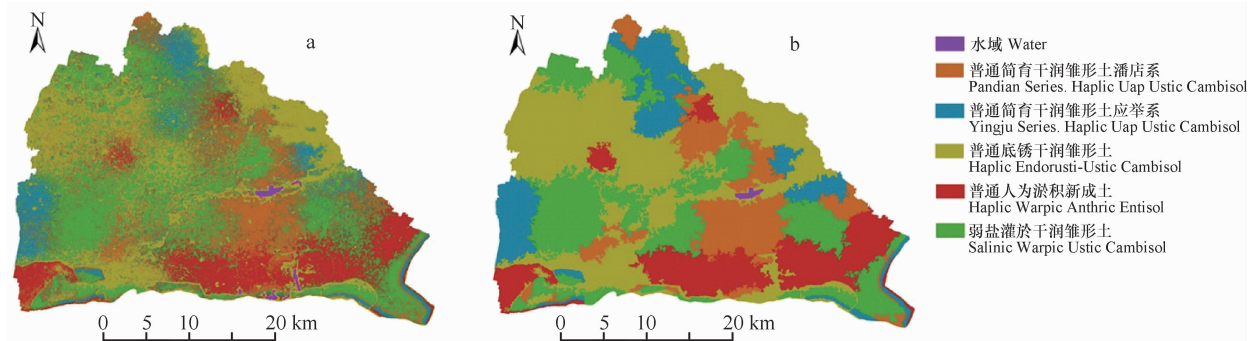


图6 研究区土壤数字化制图输出结果

Fig. 6 Output of predictive soil mapping of the study area

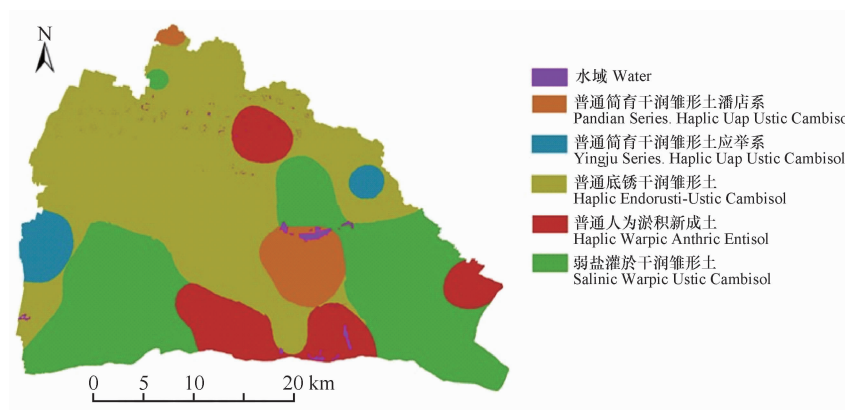


图7 封丘土壤空间预测分布图

Fig. 7 The interpolative predicted map of Fengqiu soil

回归模型的数字化土壤制图输出结果对成土因素的空间变异特征具有很高的敏感性。尤其在区域尺度上,能够较好地揭示微地形因素对土壤发生、发育以及空间分布特征的影响。

3 结论

1) 研究区土壤分类距离空间自相关性分析结果表明,在区域尺度数字化土壤制图中应用混合模型如基于环境协变量的空间回归模型具有合理性与必要性。

2) 环境协变量空间回归模型输出的土壤分类距离包括确定性趋势距离与非确定性距离残差,前者揭示不同土壤之间成土环境和发生学特性的空间差异,后者反映成土因素之外的非环境因素如人为活动等导致的随机性土壤空间变异。

3) 25 m 分辨率数字化土壤图输出结果显示,研究区五种主要土壤类型中,普通底锈干润锥形土分布面积最大,弱盐灌淤干润锥形土次之;揭示的土壤空间分布规律与常规土壤图具有较好的参比效果。

4) 基于环境协变量空间回归模型与基于随机模型的制图输出结果展示了相似的研究区土壤空间分布整体格局,但前者细节清晰、图斑边界自然,更能反映土壤分布的连续性和空间渐变特征;且对环境因素的空间变异具有较高的敏感性,能很好地反映中尺度上成土环境对土壤属性的发生学影响。

参考文献

[1] 孙孝林, 赵玉国, 张甘霖, 等. 预测性土壤有机质制图中模糊聚类参数的优选. 农业工程学报, 2008, 24(9): 31—37.

Sun X L, Zhao Y G, Zhang G L, et al. Optimization of clustering parameters in predictive mapping of soil organic matter (In Chinese). Transactions of the CSAE, 2008, 24(9): 31—37

[2] 檀满枝, 陈杰. 模糊 *c*-均值算法在区域土壤预测制图中的应用. 土壤学报, 2009, 46(4): 571—577. Tan M Z, Chen J. Application of fuzzy *c*-means algorithm to predictive soil mapping on regional scale (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2009, 46(4): 571—577

[3] 张前勇. 基于 3S 技术的精准农业. 安徽农业科学, 2006, 34(16): 4 170—4 171. Zhang Q Y. Precision agriculture based on the technology of 3S (In Chinese). Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2006, 34(16): 4 170—4 171

[4] McBratney A B, Mendonc Santos M L, Minasny B. On digital soil mapping. Geoderma, 2003, 117: 3—52

[5] Park S J, van de Giesen N. Soil - landscape delineation to define spatial sampling domains for hillslope hydrology. Journal of Hydrology, 2004, 295: 28 - 46

[6] Park S J, Vlek P L G. Environmental correlation of three-dimensional spatial soil variability: A comparison of three adaptive techniques. Geoderma, 2002, 109: 117 - 140

[7] 张华, 张甘霖, 龚子同. 土壤-景观定量模型研究进展. 土壤通报, 2004, 35(3): 339—346. Zhang H, Zhang G L, Gong Z T. The progress of Quantitative Soil-Landscape Modeling-A review (In Chinese). Chinese Journal of Soil Science, 2004, 35(3): 339—346

[8] Tomislav H, Gerard B M, Heuvelink A S. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. Geoderma, 2004, 120: 75—93

[9] Florinsky I V, Eilers R G, Manning G R, et al. Prediction of soil properties by digital terrain modeling. Environmental Modelling & Software, 2002, 17: 295—311

[10] 连纲, 郭旭东, 傅伯杰, 等. 基于环境相关法的土壤属性空间分布特征研究——以黄土丘陵沟壑区小流域为例. 地理科学, 2008, 28(4): 554—558. Lian G, Guo X D, Fu B J, et al. Spatial distribution of soil properties in a small catchment of the Loess Plateau based on environmental correlation (In Chinese). Scientia Geographica Sinica, 2008, 28(4): 554—558

- [11] Jacobson M, Carré F. OSACA version 1.0. Land Management and Natural Hazards Unit, Institute for Environment and Sustainability. European Commission, 2006. Italy. <http://eu-soils.jrc.it/OSACA>
- [12] 刘家福, 梁雨华, 马国斌. 基于 GIS 的淮河流域洪水灾害综合风险评估. 安徽农业科学, 2010, 38(5): 2 510—2 511. Liu J F, Liang Y H, Ma G B. Huaihe River Valley flood risk assessment based on GIS (In Chinese). Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2010, 38(5): 2 510—2 511
- [13] Tobler W R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit Region. Economic Geography Supplement, 1970, 46: 234—240
- [14] Moran P A P. Notes on continuous stochastic phenomena. Biometrika, 1950, 37: 17—33
- [15] 梁二, 王小彬, 蔡典雅, 等. 河南省土壤有机碳分布空间自相关分析. 应用生态学报, 2007, 18(6): 1 305—1 310. Liang E, Wang X B, Cai D Y, et al. Spatial autocorrelation analysis on soil organic carbon distribution in Henan Province (In Chinese). Chinese Journal of Applied Ecology, 2007, 18(6): 1 305—1 310
- [16] 霍霄妮, 李红, 孙丹峰, 等. 北京耕作土壤重金属含量的空间自相关分析. 环境科学学报, 2009, 29(6): 1 339—1 344. Huo X N, Li H, Sun D F, et al. Spatial autocorrelation analysis of heavy metals in cultivated soils in Beijing (In Chinese). Acta Scientiae Circumstantiae, 2009, 29(6): 1 339—1 344
- [17] Gema F C. Spatial regression analysis vs. kriging methods for spatial estimation. International Atlantic Economic Society, 2009, 15: 44—58
- [18] Chi G Q, Zhu J. Spatial regression models for demographic analysis. Popul Res Policy Rev, 2008, 27: 17—42
- [19] 张新峰. 空间自相关的数据分析方法与应用研究——以南海海啸对海洋生态因子的影响为例. 兰州: 兰州大学数学系, 2009. Zhang X F. Data analysis method and applied research of Spatial Autocorrelation-A case study in the influence of South-Asian tsunami on the marine ecological factors (In Chinese). Lanzhou: Department of Mathematics, Lanzhou University, 2009
- [20] 何晓群, 刘文卿. 应用回归分析. 第 2 版. 北京: 中国人民大学出版社, 2007: 31—67. He X Q, Liu W Q. Applied regression analysis (In Chinese). 2nd ed. Beijing: China Renmin University Press, 2007: 31—67

APPLICATION OF SPATIAL REGRESSION MODEL IN REGIONAL DIGITAL SOIL MAPPING —A CASE STUDY FROM FENGQIU COUNTY, HENAN PROVINCE

Li Lidong Chen Jie[†] Song Xuan Liu Pengfei

(School of Environment and Water Conservancy, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract Using the environmental information gathered and results of the numerical classification obtained by fuzzy *c*-means algorithm, regression models of soil taxonomic distance-environmental covariates were developed after spatial autocorrelation of taxonomic distance, to predict the taxonomic distances between soils at any spatial positions and the central profiles established in the study area. Based on the above prediction, a digital soil map with grid resolution of 25 m was produced after defuzzification and fragment-incorporation. It was clearly shown in the digital soil map that Typic Endorustic Cambosols was soil type with the biggest distribution percentage, covering about 36% of the total study area, while Parasalic Siltigi-ustic Cambosols, the soil type with the second biggest coverage, occupying around 24% of the land surface. By analysis on spatial variability of both determinable trend and undeterminable residual involved in soil taxonomic distance, the influences of soil-forming environment and stochastic factors on soil spatial variation were discussed. It was concluded that, compared to predictive map originated from a stochastic model, the digital map produced by the employment of soil taxonomic distance-environmental covariate regression model displayed a similar pattern of spatial soil distribution. However, much more information contained and reasonable delineation borders in the digital map was indicative of its capacity to demonstrate continuity and transition of soil distribution, and to explain spatial soil variation induced by micro-environmental factors and human activities.

Key words Digital soil mapping; Numerical soil classification; Environmental covariate; Spatial autocorrelation; Spatial regression model

(责任编辑:陈德明)