

基于转移概率的区域土壤三维随机模拟及其不确定性评价^①

王伟鹏^{1,2}, 刘建立^{1*}, 李晓鹏¹

(1 中国科学院南京土壤研究所, 南京 210008; 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 土壤质地空间变异对于区域土壤水分和溶质循环模拟研究至关重要。基于转移概率(Markov 链)的随机条件模拟是一种能融合多源信息技术的地质统计学模拟方法, 与传统插值法和基于变异函数的条件模拟相比有诸多优势。本研究在封丘县域范围内采集了 102 个土壤剖面共计 1 020 个土壤样品, 运用转移概率的地质统计学方法构建了土壤质地种类的三维空间分布模型, 在 500 次随机模拟的基础上, 分别得到了土壤质地种类空间分布图及其概率分布图。结果表明, 一维垂向转移概率可以很好地描述研究区垂直方向上各类型土壤空间分布的不对称性与各向异性。采用转移概率的方式来描述土壤质地种类空间分布的不确定性, 能够有效克服传统地质统计学基于交叉变异函数或空间插值建模的缺点。

关键词: 土壤质地; Markov: 转移概率; 空间变异; 不确定性

中图分类号: S152

土壤空间分布既有结构性, 也呈现出一定的随机性^[1-5]。不同质地的土壤层次可能延伸数公里, 也可能在局部相互叠加, 构成砂、黏土相间的土壤夹层或其他障碍层^[6]。水力学性质差异巨大的土壤层次组合, 会对土壤水分转化和溶质(肥料、污染物、盐分等)迁移过程(水分的保持、污染物的优势迁移等)产生重要影响^[7-8]。构建区域尺度土壤空间模型, 不仅要求其能体现出发育在大尺度上的空间结构, 还要表达出某一区段或田块尺度的变异特征。目前, 土壤空间模型的尺度扩展方案常为基于研究区网格布点的地质统计学插值或构建交叉变异函数。由于缺乏科学布点依据以及插值法的固有缺陷, 其结果往往不能满足计算机模型参数的精度需求, 这使得大尺度模型的应用受到了很大限制^[9-10]。

据此, Carle 和 Fogg^[1]提出了一种基于转移概率——Markov 链的地质统计学模型。与传统的基于交叉变异函数建模不同, 该方法采用转移概率来描述区域变量的空间变异, 并利用序列指示模拟或模拟退火算法, 根据实测数据来生成随机场的“实现”。另外, 该方法在模拟过程中还可以融入各种软数据建模, 反映变量的空间分布和相互转换规律, 体现对象空间分布的不对称性和各向异性等特点。转移概率的引入使得地质统计学空间建模过程较传统方法更为简单和易

于理解^[11]。

目前, 与土壤学相近的石油矿藏勘探、水文地质等领域, 应用基于转移概率的地质统计学模拟预测含油/含水介质层次的空间分布研究已得到较为广泛的发展^[12-17]。在土壤学领域, 已有部分学者应用基于 Markov 链模型的条件模拟对土壤质地层次的空间分布进行研究。Li 等^[18]首先将 Markov 链模型应用于土壤质地层次的垂向结构预测, 并将剖面随机模型与农田水量平衡模型结合, 建立了农田水分转化的随机模型。贺勇等^[19-22]应用三重 Markov 链条件模拟和固定路径 Markov 链条件模拟等方法进行了土壤类型空间分布预测方面的研究, 并以概率向量为工具研究了土壤类型空间分布预测中的不确定性。但相关研究或局限于二维空间情况, 或局限于田块尺度, 对于县域尺度的土壤空间变异的三维模拟实现还少有报道。

因此, 本文以河南省封丘县为例, 利用 Markov 地质统计学方法对土壤质地三维空间分布特征进行了分析, 并对各种质地种类空间分布的不确定性进行评价, 旨在为区域尺度的水肥管理模型、环境风险评估以及区域尺度土壤空间变异研究布点采样方案研究提供定量化的信息。

基金项目: 国家自然科学基金项目(41171179, 41001127)和中国科学院重点布局项目(CXJQ120111)资助。

* 通讯作者(Jliu@issas.ac.cn)

作者简介: 王伟鹏(1985—), 男, 山西长治人, 博士研究生, 主要从事土壤水分运动、地质统计学及相关研究。E-mail: Wpwang@issas.ac.cn

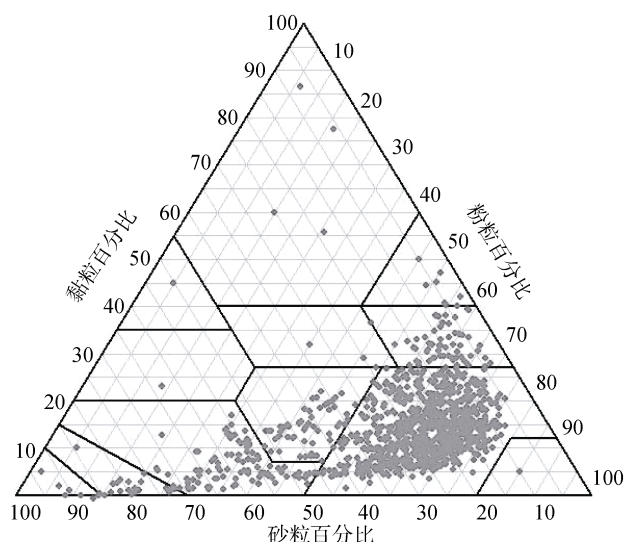


图 4 质地分类结果
Fig. 4 Soil textures

1.2 Markov 模型与转移概率

Markov 过程：时间 t 的任意 n 个数值 $t_1 < t_2 < \dots < t_n, n \geq 3, t_i \in T, i=1, 2, \dots, n$, 在条件 $X(t_i) = x_i, x_i \in I, i=1, 2, 3, \dots, n-1$ 下, $X(t_n)$ 的条件分布函数恰好等于在条件 $X(t_{n-1}) = x_{n-1}$ 下的条件分布函数, 即：
 $P\{X(t_n) \leq x_n | X(t_1) = x_1, X(t_2) = x_2, \dots, X(t_{n-1}) = x_{n-1}\} = P\{X(t_n) \leq x_n | X(t_{n-1}) = x_{n-1}\}, x_n \in R$ 。

时间和状态都是离散的 Markov 过程称为 Markov 链, 作为一种特殊的随机事件序列, 其特点为序列的所有历史信息都可通过系统现在的状态反映出来, 一般可记为: $\{X_n = X(n), n=0, 1, 2, \dots\}$ 。将链的状态空间记为 $I = \{a_1, a_2, \dots\}, a_i \in R, I = \{a_1, a_2, \dots\}, a_i \in R$, 称条件概率。 $p_{ij}(m, m+n) = P\{X_{m+n} = a_j | X_m = a_i\}$ 为马氏链在时刻 m 处于状态 a_i 条件下, 在时刻 $m+n$ 转移到状态 a_j 的转移概率。由转移概率组成的矩阵称为马氏链的转移概率矩阵。

1.3 地质统计学中的 Markov 链模型^[23]

在地统计模型领域, 模型中所采用的 Markov 链主要有 3 种, 分别为连续型、离散型和嵌入型。

1.3.1 连续时间与离散时间的 Markov 链

连续的 Markov 链, 在地质统计中表现为地质或土壤类型在空间上的连续分布, 用空间 l 距离来代替连续时间 Markov 链的 t , 在理论上即可获得任意距离的 l 的转移概率。连续 Markov 链的转移概率矩阵函数表达式^[22]为：

$$t(h_l) = e^{R_l h_l} \quad (1)$$

式中, $t(h_l) = \begin{bmatrix} t_{11,l} & \dots & t_{1k,l} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{k1,l} & \dots & t_{kk,l} \end{bmatrix}$ 为 k 阶转移概率方阵；

$$R_l = \begin{bmatrix} r_{11,l} & \dots & r_{1k,l} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{k1,l} & \dots & r_{kk,l} \end{bmatrix} \text{ 为 } k \text{ 阶的转移强度方阵, 表示转}$$

移概率的变化率。(1)式表明在连续的 Markov 过程中, 任意距离 l 的转移概率可以由转移强度矩阵唯一确定。在连续 Markov 过程中, 若取时间 t 、距离 l 是一些离散的点时, 即为离散 Markov 过程。其转移概率有如下性质：

$$T(n\Delta h_l) = T^n(\Delta h_l) \quad T(0) = I \text{ (单位矩阵)} \quad (2)$$

离散 Markov 过程的概率分布完全由其单位距离的转移概率矩阵确定。实际建模时, 需选取恰当的空间距离, 用离散 Markov 过程来近似描述地质类型的空间连续分布。

1.3.2 嵌入型 Markov 链

与基于时间序列的 Markov 链相比, 基于事件序列 $\{X_n\}$ 的 Markov 链称为嵌入式 Markov 链。在地质统计中, 比如在垂直方向 Z 上, 定义嵌入式 Markov 链的转移概率为地质类型 i 分布在下面的前提下, 地质类型 j 分布在上面的概率, 即条件概率: $\pi_{ij} = P\{\text{地质类型 } j \text{ 分布在上面} | \text{地质类型 } i \text{ 分布在下面}\}$ 。嵌入 Markov 链的转移概率 $\pi_{ij,l}$ 和连续时间 Markov 链的转移强度 $r_{ij,l}$ 之间存在以下关系^[24]：

$$R_{ij,l} = \pi_{ij} / L_{j,l} \quad (3)$$

式中: $L_{j,l}$ 为地质类型 j 在 l 方向上的平均长度。精确的建模过程应该根据研究区地质或土壤类型空间分布的基本特点采用不同类型的 Markov 链模型。与一般基于时间序列的 Markov 链相比, 基于嵌入式 Markov 链地质统计模型具有更强的灵活性与实用性, 且嵌入 Markov 链事件的发生和转换易于观察, 误差较小。在数据量有限的情况下, 如果已知地质类型的平均长度, 并获得了嵌入式 Markov 链的转移概率, 则可通过公式(3)就可以得到连续 Markov 链转移强度矩阵。在本文中, 即用嵌入式 Markov 模型构建研究区的土壤空间分布模型。

1.4 土壤空间分布的不对称性与向异性描述

土壤类型的空间分布广泛存在因各种原因形成的不对称性, 如冲积或定向风力形成的土壤质地由上游至下游呈现出明显的由粗变细的趋势。因此, 要建立反映实际地层特性的数学模型, 必须考虑地层的不对称性的分布趋势。传统地质统计模型多采用交叉变差函数建模, 多是建立在地质类型对称分布的前提假设的基础上, 较难体现土壤空间分布的不对称性^[25]。根据交叉变差函数的定义对于任意步长 h_l 恒有下式成立：

$$t_{ij}(h_l) = t_{ij}(-h_l) \quad (4)$$

空间插值的方法可解决空间变量的结构性和随机性, 但插值引起空间平滑效应不可避免, 且不能反映

变量的不确定性。常见的随机模拟方法 Monte-Carlo 模拟,该方法考虑到变量的随机性但不能描述其空间的不对称性,且存在运算效率过低的问题。基于 Markov 链建立的数学模型,在连续的地质统计模型中,如果地质模型间的转换是对称的(即可逆性),则转移概率满足式(4),转移概率在 l 的反方向 $-l$ 上的定义为:

$$T_{ij}(h_{-l}) = (p_j/p_i) t_{ij}(h_l) \quad (5)$$

由(4)、(5)可得:

$$p_i t_{ij}(h_l) = p_j t_{ji}(h_l) \quad (6)$$

式中: p_i 、 p_j 分别表示地质类型 i 、 j 的分布比例。因此在知道了地质类型的分布比例和转移概率后,由式(6)即可判定地质类型的分布是否具备对称性。

此外,在实际模拟土壤类型的空间分布时,各地理要素空间分布的各向异性的处理过程非常复杂。以往多采用传统基于交叉变差函数的地统计学模拟或地统计学插值的方法来解决土壤空间分布的各向异性,二者之间差异比较明显,一般来说该模拟方法都是基于一维空间某一个方向上土壤空间分布的统计描述。当方向改变时,伴随各向异性的交叉变差函数的大量模型参数都要进行实时的修正,这一过程不但需要涉及 Monte-Carlo 随机模拟过程,同时还要求保持变量的空间相关性,在此基础上,采样地统计学条件模拟方法得到若干随机场的等发生概率的“实现”。基于 Markov 链的地统计模型中的转移概率值通常会在不同的方向、不同的距离不断改变。转移概率理论基础是基于空间距离函数一致的各向同性。在复杂的地质环境中,由于大部分土壤类型的空间分布都是各向异性的,此时各向同性 Markov 模型几乎没有实际意义,因此需把一维的 Markov 模型转化成为三维的 Markov 模型。但是三维空间的方向无穷多,实际的采样数据不足以用来描述空间任意方向的分布特性。因此对于各向异性的 Markov 链的建模过程,首先要将某一方向设为主方向。例如,主方向可以通过地质或土壤类型的分布特征,如土壤层次的延伸方向、土体坡向、土壤变异面等来确定,通过这些方向构造迪卡尔三维坐标系 x 、 y 、 z 。第二步是求出主方向上 Markov 链的转移强度矩阵。第三步是建立将任意方向 Markov 链的转移强度转化成主要方向转移强度的数学表达式。设 x 、 y 、 z 是三维 Markov 链的 3 个主方向,任意方向 l 上 Markov 链的转移强度一定满足式(7):

$$|r_{ij,l}| = \sqrt{\left(\frac{h_x}{h_l} r_{ij,x}\right)^2 + \left(\frac{h_y}{h_l} r_{ij,y}\right)^2 + \left(\frac{h_z}{h_l} r_{ij,z}\right)^2} \quad \forall i, j \neq \beta$$

$$h_l = \sqrt{h_x^2 + h_y^2 + h_z^2} \quad (7)$$

式中: $r_{ij,x}$ 、 $r_{ij,y}$ 、 $r_{ij,z}$ 分别为主方向 x 、 y 、 z 上的 Markov 链的转移强度; β 表示建立模型过程中用来作为背景色的地质(土壤)类型。负方向 $-l$ 上 Markov 链的转移强度则定义为:

$$r_{ij,-l} = \left(\frac{p_i}{p_j}\right) r_{ij,l} \quad (8)$$

通过上述 3 个步骤,就可以比较准确地解决在实际模拟地质和土壤类型的空间分布时,各地理要素空间分布的各向异性的问题。

1.5 模型拟合效果评价

模型模拟的土壤质地种类转移概率值与实测值的吻合程度,采用均方根误差(RMSE)来评价。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (9)$$

式中: O_i 表示实测值; P_i 表示和观测值对应的模拟值; n 表示数据对数。

2 结果分析

2.1 土壤质地种类的空间变化特征

分布比例是转移概率模型的一个重要参数。对于研究区 102 个采样剖面,垂直方向上以 0.2 m 的间隔进行离散,将每个离散位置处的土壤质地种类数据转换成指示数据(0 和 1),表示某土壤质地种类在该位置处是否出现。计算垂直方向上的转移概率,然后用 Markov 链模型进行了拟合,结果如图 5 所示。通过式(9)计算得到垂直方向上的均方根误差为 8.3%,说明土壤质地种类转移概率的模拟值与实测值具有较好的一致性,即本文所建立的 Markov 链模型可以描述研究区土壤质地种类的空间关系。由于水平方向采样点稀疏,根据 Walter 定律,假设水平走向的土壤分布转移速率矩阵可以通过垂直方向上的土壤转移速率矩阵获得,结合研究区 1:5 万土壤类型分布图,并假设土壤在水平方向上的质地分布具有各向同性,将水平方向与垂直方向的比例设为 100 000:1 进行空间建模。

$$R_z = \begin{bmatrix} r_{11,z} & r_{12,z} & r_{13,z} & r_{14,z} & r_{15,z} \\ r_{21,z} & r_{22,z} & r_{23,z} & r_{24,z} & r_{25,z} \\ r_{31,z} & r_{32,z} & r_{33,z} & r_{34,z} & r_{35,z} \\ r_{41,z} & r_{42,z} & r_{43,z} & r_{44,z} & r_{45,z} \\ r_{51,z} & r_{52,z} & r_{53,z} & r_{54,z} & r_{55,z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.0253 & 0.0015 & 0.0096 & 0 & 0.0142 \\ 0.0062 & -0.04 & 0.0018 & 0.0105 & 0.0215 \\ 0.0026 & 0.0002 & -0.0201 & 0.0005 & 0.0169 \\ 0 & 0.004 & 0.0037 & -0.0224 & 0.0147 \\ 0.0035 & 0.0046 & 0.0119 & 0.0069 & -0.0269 \end{bmatrix} \quad (10)$$

根据式(3)获取对角线元素非对角线元素可以根据不同质地类别间的相互转移趋势与平均长度和体积比例来估计, 即:

$$\hat{r}_{jk,\emptyset} = P_k / [\bar{L}_{j,\emptyset} (1 - P_j)], j \neq k \quad (11)$$

得到土壤类别平均长度与分布比例有关的转移速率矩阵:

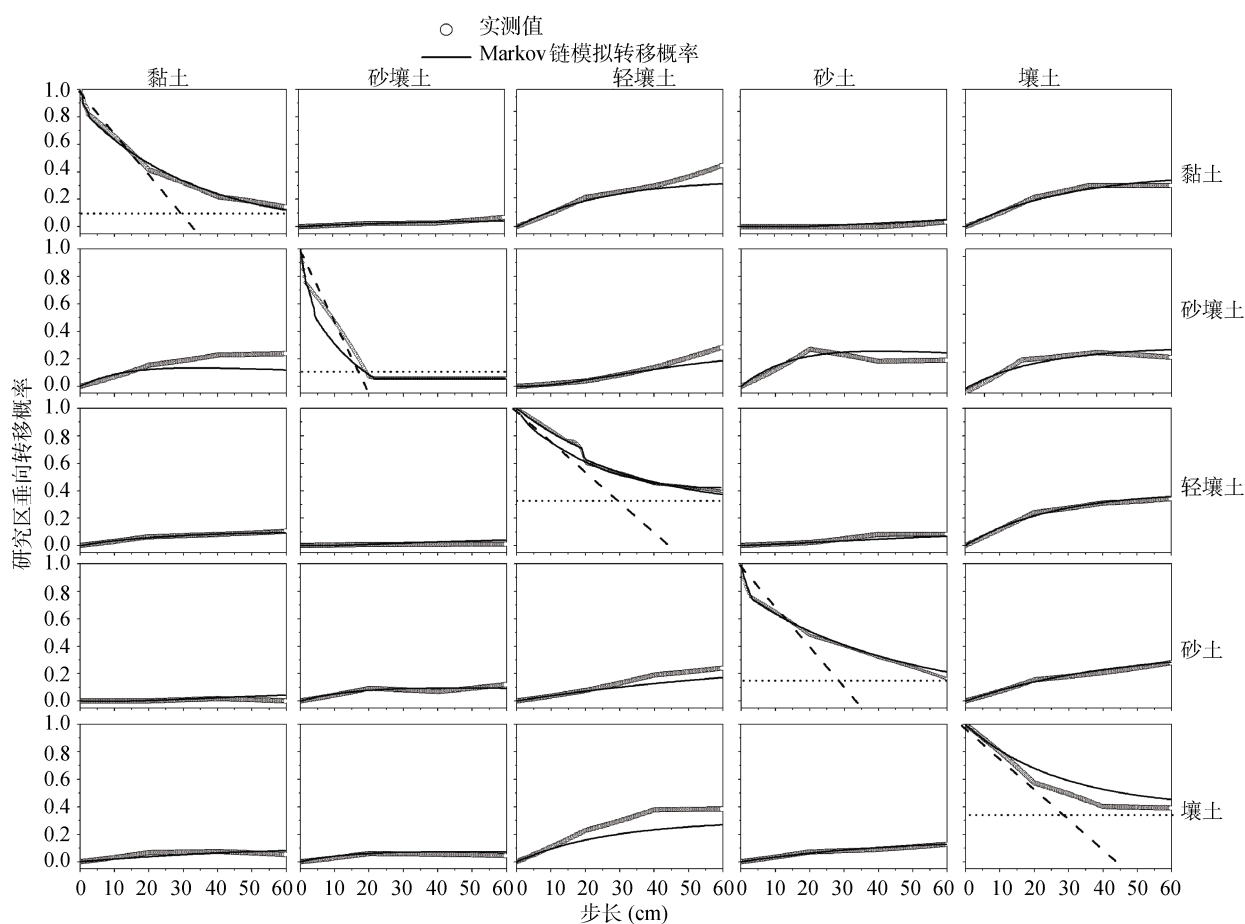
$$\hat{R}_z = \begin{bmatrix} -0.0271 & 0.0019 & 0.0092 & 0.0046 & 0.0114 \\ 0.0054 & -0.0512 & 0.0167 & 0.0084 & 0.0207 \\ 0.0022 & 0.0019 & -0.0205 & 0.0045 & 0.0112 \\ 0.0022 & 0.0014 & 0.0068 & -0.0189 & 0.0084 \\ 0.0036 & 0.0023 & 0.0111 & 0.0056 & -0.0226 \end{bmatrix} \quad (12)$$

将利用体积比例等统计特征确定的转移速率与实测转移速率举证比较, 即 $r_{jk,\emptyset} / \hat{r}_{jk,\emptyset}$ 得到不同土壤类别之间的相互转移趋势:

$$R_z = \begin{bmatrix} -0.0271 & 0.7895r & 1.0435r & 0 & 1.2456r \\ 1.1481r & -0.0512 & 0.1078r & 1.25r & 1.0386r \\ 0.8621r & 0.1053r & -0.0205 & 0.1111r & 1.5089r \\ 0 & 2.8571r & 0.5441r & -0.0189 & 1.75r \\ 0.9722r & 2r & 1.0721r & 1.2321r & -0.0226 \end{bmatrix} \quad (13)$$

引入背景类别, 转移速率矩阵中相应的行与列元素无需计算, 将分布比例最大的壤土层(35.88%)作为背景类别, 得到垂向转移速率矩阵(只需计算 16 个元素):

$$R_z = \begin{bmatrix} -0.0271 & 0.7895 & 1.0435 & 0 & - \\ 1.1481 & -0.0512 & 0.1078 & 1.25 & - \\ 0.8621 & 0.1053 & -0.0205 & 0.1111 & - \\ 0 & 2.8571 & 0.5441 & -0.0189 & - \\ - & - & - & - & - \end{bmatrix} \quad (14)$$



(图中水平虚线表示某质地类型的分布比例, 对角线上从(0, 1)点出发的切线与横坐标的交点为相应质地的平均长度)

图 5 研究区垂直方向上实测转移概率函数(空心圆)和 Markov 链模型模拟(实线)

Fig. 5 Matrix of vertical (z)-direction transition probabilities detected (circles) and modeled by Markov chain model (solid lines)

本文中垂直方向上的 Markov 链模型采用嵌入转移概率矩阵来描述。结合图 5 和表 1, 可以看出轻壤与壤土在研究区内广泛分布, 且平均长度较大, 说明垂向上壤土与轻壤要比其他 3 种土壤连续; 砂土与黏

土发生概率小但平均长度较大, 说明砂土与黏土在研究区垂向上成条状分布, 符合当地冲积母质的土壤分布特点, 砂壤土在当地少有分布。

由式(13)和图 5 可以看出, 垂直方向, 壤土与轻

表 1 垂直方向不同土壤质地类型的分布比例
Table 1 Proportions of different soil textures in vertical direction

质地类型	分布比例		
	模拟值	实测值	平均长度(cm)
黏土	0.098 5	0.099 0	36.88
砂壤	0.064 3	0.068 6	19.53
轻壤	0.305 5	0.354 9	48.88
砂土	0.152 8	0.118 6	52.95
壤土	0.378 9	0.358 8	44.21

壤土多相邻出现(分布概率 0.41 和 0.31; 转换系数 1.072 1 和 1.508 9)概率最大,这说明垂直方向壤土和轻壤土的联系比较紧密。而黏土与砂土相邻出现的概率(0.01 和 0; 转换系数为 0 和 0)最小,与研究区土壤分布真实情况相符。黏土与轻壤土和壤土的转移概率分别为 0.42 和 0.31,而转移趋势系数为 1.043 5 和 1.245 6。轻壤土和壤土到黏土的转移概率分别为 0.09 和 0.01,其相应的转换趋势系数为 0.862 1 和 0.972 2,说明黏土多分布于轻壤土与壤土下方(嵌入式 Markov 链分析方向为自下而上)。另外,对于土壤空间分布

的不对称性描述,任取式(13)的非对角线元素 r_{ij} ,可以发现 r_{ij} 与 r_{ji} 并不相等,即不同土壤类型在空间中呈非对称分布。例如:砂壤到黏土和黏土到砂壤转移概率分别为 0.21 和 0.01,说明砂壤与黏土在垂直方向上呈现非对称分布。

2.2 土壤质地空间分布的三维优化实现

研究区的范围为 40 km × 30 km × 2 m,将其离散成 400 m × 375 m × 0.1 m 的网格单元,随机模拟得到 500 次实现。将每个节点处出现概率最大的质地类型确定为该节点的属性值,绘制得到了土壤质地种类的三维空间分布图(图 6 和图 7)。随机抽取 6 个实现如图 6 所示,每次实现均代表了土壤质地种类空间分布的一种可能性。从图 6 中可以看出不同次的实现中土壤质地种类的空间分布的总体趋势基本一致,即研究区东北部黏土较多,东南部砂土较为集中,壤土与轻壤土在研究区广泛分布,砂壤则为点状零星分布。但不同实现间局部也存在着明显不同,例如实现#49 表层黏土分布明显较少。

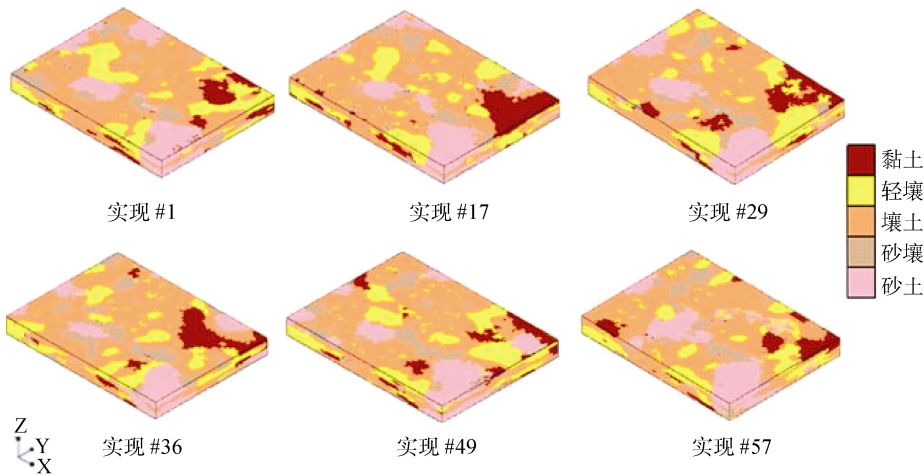


图 6 土壤质地种类的 6 次随机实现
Fig. 6 Six stochastic simulated maps of soil textural classes

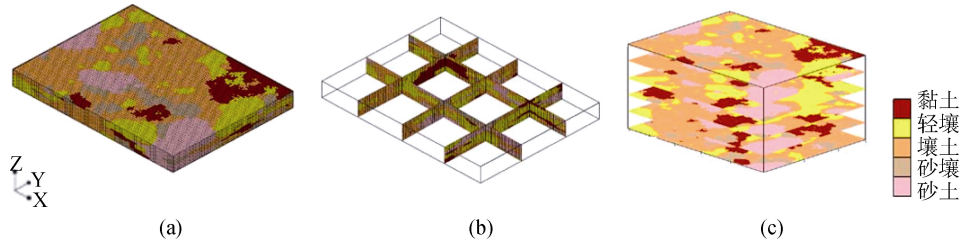


图 7 土壤质地的三维优化空间分布图和对应的横纵截面
Fig. 7 3-D optimal distribution of soil texture and its corresponding horizontal and vertical sections

从图 7 可以看出土壤质地种类呈现镶嵌分布的特点,图 7b 为研究区不同位置的几个纵截面,从中可以发现几个土壤类型在纵向上的分布并不连续,各个土壤类型呈交错分布,土壤剖面中普遍存在有黏土

夹层(红色图斑),这可能是与当地土壤发育于黄泛区河积母质(冲积物在黄河不同流速下的分选)有关。此外,结合图 7a,可以发现尽管不同质地的土壤分布纷繁复杂,但是分布仍然呈现一定的规律性,即黏土多

分布于壤土与轻壤土下方。砂壤与砂土经常相邻分布,这与前文嵌入式 Markov 分析的规律是一致的。图 7c 为研究区不同深度的几个横截面,可以看到,不同位置的土壤空间分布基本趋势一致,局部差异明显,例如研究区约 160 cm 以上多出现黏土层,160 cm 以下出现少有黏土层分布。

2.3 土壤质地种类空间分布的不确定性评价

根据 500 次随机实现可以得到不同土壤质地种类的三维空间概率分布图(图 8),图中橙色的区域为高概率区,土壤质地种类的三维空间分布图(图 6 和图 7)就是由不同质地种类的高概率区组合得到的。由橙色向蓝

色的过渡区为不确定区域。图 8 可以直观地看出研究区内某种土壤质地种类空间分布及其在相应位置发生的概率。这些数据可以为区域尺度精确水肥管理和风险评价提供有价值的信息。如图 8 所示,除壤土外,其余各类型土壤的不确定区域均较大,要得到研究区不同类型高确定性的土壤质地分布图,需在原布点采样的基础上进行不同程度的后期加密补充采样,例如,要得到研究区高确定性的黏土、砂壤土分布图,需加密的强度最高(图 8 中表示发生概率极低的蓝色斑块面积较大),砂土次之,壤土与轻壤土加密强度最低,据此,就可以针对不同目的建立有针对性的采样布点方案。

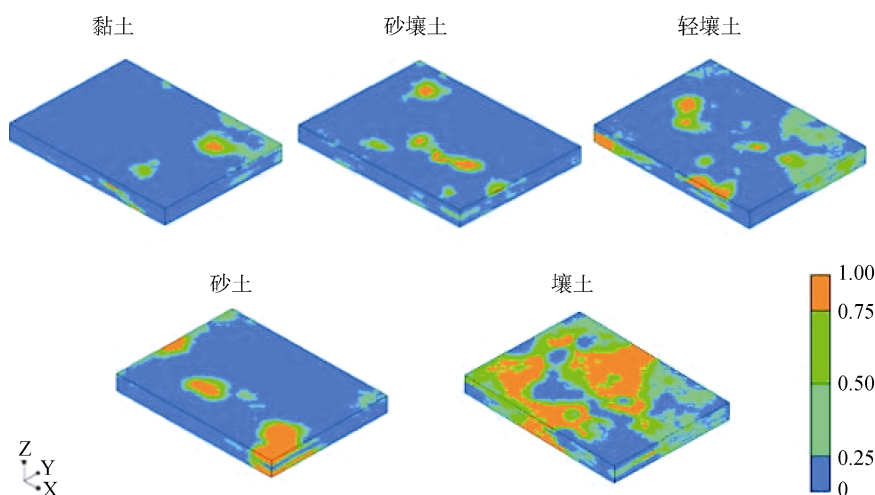


图 8 不同类型土壤质地的三维概率分布图和土壤质地种类的最大出现概率图
Fig. 8 3-D probability distributions and maximum occurrence probabilities of soil textural classes

3 结论

本研究通过采用转移概率——Markov 链的方法分析了县域范围内农田土壤质地种类的空间变化。在研究区垂直方向上建立了嵌入 Markov 链模型,定量描述了研究区垂直方向上土壤质地种类的变化特征。研究结果表明土壤质地的三维空间分布图能直观地反映土壤质地种类的空间分布特征,较好地描述土壤空间分布的不对称性与各向异性,克服了传统地统计学方法基于交叉变异函数或地统计学空间建模的缺点。此外,土壤质地种类的三维概率分布图可用来定量刻画土壤质地种类空间分布的不确定性,可对精确水肥管理,环境风险评价提供支撑,亦可为区域尺度土壤空间变异的研究采样布点方案提供参考。

参考文献：

[1] Carle SF, Fogg GE. Transition probability based indicator geostatistics[J]. Mathematical Geology, 1996, 28(4): 453-477
[2] Carle SF, Fogg G.E. Modeling spatial variability with one

and multidimensional continuous-lag Markov chains[J]. Mathematical Geology, 1997, 29(7): 891-918
[3] Carvallo HO, Cassel DK, Hammond J, Bauer A. Spatial variability of in situ unsaturated hydraulic conductivity of Maddock sandy loam[J]. Soil Science, 1976, 121(1): 1-8
[4] Clausnitzer V, Hopmans JW, Nielsen DR. Simultaneous scaling of soil water retention and hydraulic conductivity curves[J]. Water Resources Research, 1992, 28(1): 19-31
[5] Cressie N. Statistics for Spatial Data[M]. Chichester, NY: John Wiley & Sons, 1991
[6] He Y, Hu KL, Chen DL, Suter HC, Li Y, Li BG, Yuan XY, Huang YF. Three dimensional spatial distribution modeling of soil texture under agricultural systems using a sequence indicator simulation algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 71S(1): S24-S31
[7] Davis JC. Statistics and Data Analysis in Geology[M]. Chichester NY: John Wiley & Sons, 1986
[8] Deutsch CV, Journel AG. GSLIB, Geostatistical Software Library and User's Guide[M]. Oxford: Oxford University Press, 1992
[9] Elfekei A, Dekking M. A Markov Chain model for subsurface characterization: Theory and applications[J]. Mathematical Geology, 2001, 33(5): 569-589

- [10] Seeboonruang U. An application of transition probability approach to geostatistical simulation: A case study in the Lower Chao Phraya Basin, Thailand[R]. Proceedings of the 2nd IMT-GT regional conference on mathematics, statistics and applications, Penang, 2006
- [11] Snepvangers JJJC, Heuvelink GBM, Huisman JA. Soil water content interpolation using spatio-temporal kriging with external drift[J]. *Geoderma*, 2003, 112(3/4): 253–271
- [12] Li Y, Chen DL, White RE, Zhu A, Zhang J. Estimating soil hydraulic properties of Fengqiu County soils in the North China Plain using pedo-transfer functions[J]. *Geoderma*, 2007, 138: 261–271
- [13] Weissmann GS, Carle SF, Fogg GE. Three-dimensional hydrofacies modeling based on soil surveys and transition probability geostatistics[J]. *Water Resources Research*, 1999, 35(6): 1 761–1 770
- [14] Weissmann GS, Fogg GE. Multi-scale alluvial fan heterogeneity modeled with transition probability geostatistics in a sequence stratigraphic framework[J]. *Journal of Hydrology*, 1999, 226(1/2): 48–65
- [15] Willis WO. Evaporation from layered soils in the presence of a water table[J]. *Soil Science Society of American Journal*, 1960
- [16] Yeh GT. Review of parameter identification procedures in groundwater hydrology: The inverse problem[J]. *Water Resources Research*, 1986, 22(2): 95–108
- [17] Young RA, Onstad CA, Bosch DD, Anderson WP. AGNPS: A non-point source pollution model for evaluating agricultural watersheds[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 1989, 44(2): 168–173
- [18] Li Y, White R., Chen DL, Zhang JB, Li BG, Zhang YM, Huang YF, Edis R. A spatially referenced water and nitrogen management model (WNMM) for (irrigated) intensive cropping systems in the North China Plain[J]. *Ecological Modelling*, 2007, 203(3/4): 395–423
- [19] 贺勇, 胡克林, 李卫东, 李保国. 华北冲积平原区土壤剖面质地层次空间分布的三维随机模拟[J]. *土壤学报*, 2008, 45(2): 193–200
- [20] 雷志栋, 胡和平, 杨诗秀. 土壤水科学研究进展与评述[J]. *水科学进展*, 1993, 3(1): 311–318
- [21] 李长青, 邵景力, 靳萍, 崔亚莉. 平原地区水文地质结构条件模拟及其应用: 以华北平原为例[J]. *现代地质*, 2009, 23(1): 137–143
- [22] 殷少美, 周寅康, 濮励杰, 赵翠微, 赵姚阳. 马尔科夫链在预测土地利用结构中的应用——以湖南娄底万宝镇为例[J]. *经济地理*, 2006, (S1): 120–123, 130
- [23] 何芳, 吴吉春. 基于马尔可夫链的多元指示地质统计模型[J]. *水文地质工程地质*, 2003(5): 28–32
- [24] Jr Garten CT, Kang S, Brice DJ, Schadt CW, Zhou J. Variability in soil properties at different spatial scales (1 m—1 km) in a deciduous forest ecosystem[J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2007, 39: 2 621–2 627
- [25] Lin HS, Wheeler D, Bell J, Wilding L. Assessment of soil spatial variability at multiple scales[J]. *Ecological Modelling*, 2005, 182: 271–290

Transition Probability Based 3D Stochastic Simulation and Uncertainty Assessment of Soil Texture at Field Scale

WANG Wei-peng^{1,2}, LIU Jian-li^{1*}, LI Xiao-peng¹

(1 *Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;*

2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)*

Abstract: The study on soil texture space variation is key to regional soil moisture solute cycle simulation. Condition simulation built on a Markov chain is a geostationary simulation method using multiple information sources, and has several advantages compared to the traditional interpolation and variogram-based conditional simulation. In this study, 1 020 soil samples from 102 soil profiles in FengQiu County were collected, and 3D spatial distribution models of soil texture types were built by using the transition probability method. On the basis of 500 realizations of stochastic simulation, the maps of soil texture type space distributions and their probability distributions were got. The results showed that 1D dimensional vertical transition probability was an effective way to describe the asymmetry and anisotropy of various soil spatial distributions in perpendicular direction of the study area. Using the approach of transition probability to describe the uncertainty in the spatial distribution of soil texture type could effectively overcome the shortcomings of traditional spatial interpolation.

Key words: Soil texture, Markov chain, Transition probability, Spatial variation, Uncertainty