

区域尺度下黄土高原土壤全钾含量的空间模拟

刘志鹏^{1,3}, 邵明安^{2*}, 王云强^{2,3}

(1. 中国科学院水利部水土保持研究所黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室, 杨凌 712100; 2. 中国科学院地理科学与资源环境研究所生态系统网络观测与模拟重点实验室, 北京 100101; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为了揭示高原区域尺度上土壤全钾的空间异质性及其影响因素, 该文采用状态空间方程和传统线性回归模型对该区土壤全钾含量的空间分布进行了模拟, 并分析了其与土壤体积质量、黏粒含量、粉粒含量、土壤酸度、降水、气温和海拔高度等因素之间的关系。结果表明, 以上变量在 30~50 km 的采样间距下均表现出较好的空间自相关性, 其中土壤体积质量、黏粒含量、粉粒含量、降水和气温与土壤全钾之间存在显著的交互相关关系, 可用于土壤全钾的状态空间模拟。不同因素组合下的状态空间方程均比使用相同变量的线性回归方程能更好的模拟土壤全钾含量的空间分布。使用土壤体积质量和黏粒含量的双因素状态空间方程模拟效果最好, 决定系数 R^2 为 0.978, 均方根误差 (RMSE) 为 0.049。状态空间模拟在大尺度区域的应用表现出较好的效果, 为研究该区其他土壤属性的空间异质性提供了参考。

关键词: 土壤, 空间变异, 钾, 状态空间模拟, 线性回归, 区域尺度, 黄土高原地区

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2012.22.020

中图分类号: 152.7*5

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2012)-22-0132-09

刘志鹏, 邵明安, 王云强. 区域尺度下黄土高原土壤全钾含量的空间模拟[J]. 农业工程学报, 2012, 28(22): 132-140.

Liu Zhipeng, Shao Ming'an, Wang Yunqiang. Spatial simulation of soil total potassium in regional scale for Loess Plateau Region[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(22): 132-140. (in Chinese with English abstract)

0 引言

广泛分布于地球陆地表层的土壤, 其物理、化学和生物学属性在不同位置、不同空间尺度上存在着普遍的空间异质性^[1]。土壤各种性质的空间分布状况和变异特征不仅受到气候、母质、地形和生物等因素的影响, 与人类活动之间也存在着密切的相互关系^[2]。定量地研究土壤属性空间异质性及其与相关环境因素的关系成为土壤学研究中的一个重要内容, 它不仅能为“精细农业”的开展提供理论依据和实践指导^[3], 也能为各种与土壤相关的生态模型提供更精确的参数指导^[4]。

传统统计学通过假设采样点的独立性和随机性, 采用线性回归和方差分析等方法研究不同空间位置上土壤属性的变异, 进而量化其与相关环境因

素之间的关系。然而, 这种统计方法忽略了采样点的空间位置以及不同采样点之间可能存在空间依赖关系^[5]。随着空间变异理论的发展, 传统统计学的这一缺点被逐步克服。自相关函数、半方差变异函数、状态空间方程等一系列新工具被广泛的运用到土壤属性空间异质性研究当中^[6-11]。其中, 大量研究表明状态空间方程能较好地模拟局地空间变异特征, 而且能够用来分析土壤属性与其自身以及相关环境因素之间的关系。Stevenson 等^[12]和 Wendroth 等^[13]运用了状态空间方程研究了土壤水分、颗粒组成、有机碳、海拔和坡度等因素与农作物产量之间的关系。Timm 等^[14-15]对土壤水分、有机碳、黏粒含量以及土壤团聚体进行了状态空间模拟, 分析了各属性之间的空间依赖关系。贾小旭等^[16]对黄土高原北部草地表层水分进行了状态空间模拟, 分析了其与饱和导水率、海拔和地温之间的关系。然而, 现有的研究多集中于田间和坡面尺度, 区域尺度上状态空间模拟的应用鲜有报道。

本研究以整个黄土高原地区为研究对象, 旨在揭示区域尺度上土壤全钾含量水平、变异程度, 运用线性回归模型和状态空间方程量化其与自身以及相关环境因素之间的关系, 并比较 2 种方法的优劣, 以期能为运用状态空间方程模拟区域尺度土壤养分空间分布提供依据。

收稿日期: 2012-03-04 修订日期: 2012-10-25

基金项目: 教育部长江学者创新团队项目 (IRT0749); 国家自然科学基金项目 (41071156); 国家自然科学基金项目 (51179180)

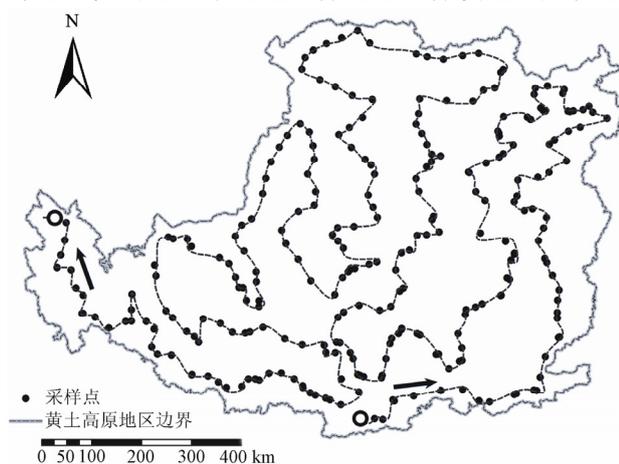
作者简介: 刘志鹏 (1987-), 男, 汉族, 安徽六安人, 博士, 主要从事土壤性质空间变异性研究。杨凌 中国科学院水利部水土保持研究所, 712100。Email: zpliu0306@126.com

*通信作者: 邵明安 (1956-), 男, 湖南常德人, 研究员, 主要研究方向为土壤物理学。北京 中国科学院地理科学与资源环境研究所, 100101。Email: shaoma@igsrr.ac.cn

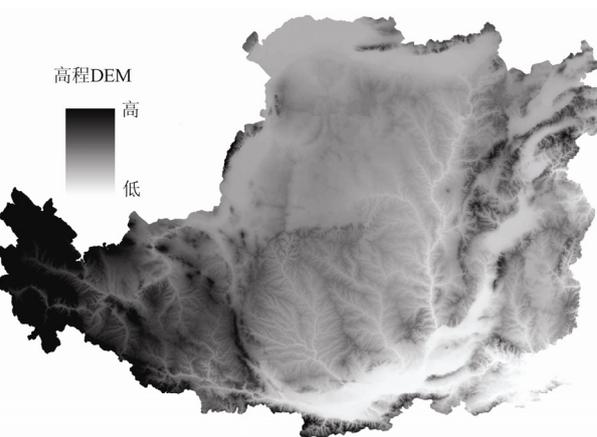
1 材料和方法

1.1 研究区域介绍

本研究以整个黄土高原地区为研究对象。该区地处中国西北地区， $33^{\circ}43' \sim 41^{\circ}16'E$ ， $100^{\circ}54' \sim 114^{\circ}33'N$ ，横跨山西、河南、陕西、内蒙古、青海、宁夏、甘肃等 7 个省份，总面积 62.4 万 km^2 ，约占中国国土总面积的 6.5% (图 1a)。温带内陆干旱、半干旱气候控制整个区域。年平均降雨量自东南向西北方向由 800 mm 逐渐降低到 150 mm ，其中 55%~78% 的降水集中在 7—9 月，且多以暴雨形式出现^[17]。年平均气温由东南部的 14.3°C 逐渐降低到西北部的 3.6°C 。年辐射总量为 $502 \sim 670 \text{ kJ/cm}^2$ ，年蒸发量为 $1\,400 \sim 2\,000 \text{ mm}$ ^[18]。黄土沉积物覆盖整个区域且厚度达 $30 \sim 80 \text{ m}$ 。该区地形复杂，黄土地貌如塬、梁、峁及沟谷相间分布，海拔高度变化于 $100 \sim 3\,000 \text{ m}$ (图 1c, DEM)。多数土壤发育自黄土或黄土状物质，由西北至东南依次分布有沙壤带、轻壤带、中壤带和重壤带^[19]。主要土壤类型呈地带性分布，由东南向西北依次为褐土、娄土→黑垆土、黄绵土、灰钙土→栗钙土→棕钙土→棕漠土→风沙土



a. 采样点在黄土高原地区地分布及串联顺序示意图



b. 黄土高原地区 DEM 图

图 1 采样点在黄土高原地区地分布及串联顺序示意与黄土高原地区 DEM 图

Fig.1 Location and of series sequence sampling sites and DEM of Loess Plateau Region

每个采样点上，在半径 100 m^2 范围内随机采集 5 个 $0 \sim 20 \text{ cm}$ 土层的扰动土壤样品，采用四分法均匀混合取样，获得一个土壤样品。所有扰动样品经过风干研磨后，过孔径 0.25 或 1 mm 筛，用于测定。土壤全钾 (soil total potassium, STP) 采用 NaOH 熔融，火焰光度法测定。土壤黏粒 (clay) 和粉粒 (silt) 含量使用激光粒度仪测定，依据美国制分级系统。土壤酸度值 (pH 值) 采用 1:2.5 土水比测定。另外，每个样点使用环刀 (体积为 100 cm^3) 采集 $0 \sim 20 \text{ cm}$ 原状土壤样品，测定土壤体积质量 (bulk density, BD)。各采样点的年均气温 (temperature) 和年均

等^[20]。植被类型区由东南向西北可划分为森林植被区、森林草原植被区、典型草原植被区、荒漠草原植被区和草原化荒漠植被区。该区水土流失严重，土壤侵蚀模数为 $1\,000 \sim 1\,500 \text{ t/(km}^2 \cdot \text{a)}$ ，每年通过土壤侵蚀输入黄河的泥沙量可达 $16.4 \times 10^9 \text{ t}$ ^[21]。

1.2 研究方法

1.2.1 野外采样及室内测定

本研究对整个黄土高原地区进行了大面积和高密度的野外采样，以获得区域尺度上土壤性质以及相关属性的实测数据。各采样点之间距离约 $30 \sim 50 \text{ km}$ ，在地形和景观较为复杂的地区适当地加密了采样点，在地形相对均一的地区采样点之间距离也有所增大。为保证采样点的代表性，在保证可操作性基础上，力求使采样点在景观尺度上代表局地地形、土地利用方式和植被类型等。使用 5 m 精度的 GPS 定位采样点的经纬度和海拔高度，同时记录样点的土地利用情况和植被类型等相关信息。为了消除年际变化的影响，野外采样于一年内完成，时间为 2008 年 4 月到 11 月，最终的 283 个采样点较为均匀地覆盖了整个黄土高原地区 (图 1b)。

降水 (precipitation) 数据来源于分布于黄土高原地区的 68 个气象站，考虑数据的完整性和可靠性，选取 1951—2001 年的气象数据。以各气象站的年均气温和降水数据为基准，通过空间差值得到连续分布的气象数据，再根据采样点的坐标截取该点对应的的气温和降水数据^[7,22]。反距离法、样条法和普通克里格法被用于空间差值，并对 3 种方法的结果进行了交叉检验，使用平均误差、均方差、均方根误差等指标对差值精度进行评价，最后发现普通克里格法能提供更为精确的差值结果。因此，各采样点上的年均气温、年均降水数据基于普通克里格差值。

1.2.2 空间数据排列

空间状态模拟方法是从时间序列研究发展而来的,只能处理一维的数据类型。因此,本研究按照(图1b)所示,将283个采样点按空间位置串联到一条线上,始于区域下方的采样点,终于区域左边采样点,对应的各属性数据也据此排列成一维方向的数据类型。本研究采用的样点串联方法大致按照采样时样点的排列顺序,相邻样点之间的距离均为可得到的最小距离。状态空间模拟中,点与点之间的距离并不表示实际空间距离,而是代表他们之滞后的位置关系^[14]。因此,本研究中数据的一维排列方式符合实际样点布设,能够真实的反应采样间距下土壤全钾的空间变异性和依赖关系^[13]。

1.3 传统统计分析

在传统统计分析中,使用基本统计参数,如最大值、最小值、均值、中位数、方差、变异系数等描述原数据的统计特征;使用 Pearson 相关系数表征土壤全钾含量与其他各变量之间相关关系;使用 Kolmogorov-Smirnov 方法检验数据分布的正态性;使用线性回归模型,分析土壤全钾与各相关环境因素之间的关系。以上统计分析使用 SPSS 16.0 软件实现。

1.4 状态空间方程理论

状态空间模拟认为在位置 i 处观测的一个变量或者一组变量与跟它相隔 h 个滞后距离的 $i-h$ 处该变量自身或其他变量存在空间相关性。以 $h=1$ 的情况为例,这种空间依赖关系可以由一个线性方程来表达,即“状态方程”

$$Z_i = \phi Z_{i-1} + w_i \quad (1)$$

式中, Z_i 为位置 i 处的状态向量,通常为 p 个变量在 i 处的值; ϕ 是一个 $p \times p$ 维的系数矩阵,称为空间转换系数矩阵; w_i 是表示模型误差项。该方程的结构为普通一阶自回归模型,其中空间转换系数矩阵 ϕ 可以通过多元回归方法计算出来。误差项 w_i 应该在空间位置上不相关,均值为 0 且正态分布,其具有一个依赖于观测点空间位置的 $q \times q$ 维协方差矩阵 Q 。

状态向量可以看作是观测变量经过平滑滤波消除“噪音”后的状态。位置 i 处的观测变量 Y_i 可以通过观测矩阵 M_i 和误差项目 v_i 与位置 $i-1$ 处状态向量联系起来,其表达式被称为“观测方程”

$$Y_i = M_i Z_{i-1} + v_i \quad (2)$$

式中,误差项 v_i 同样是在空间位置上不相关,均值为 0 且正态分布。2 个方程中误差项 w_i 和 v_i 相互独立。空间转移矩阵 ϕ 和空间协方差矩阵 Q 通过递归的方法^[23],使用 Kalman 滤波迭代过程计算出来的^[24]。

1.5 数据标准化及模型效果评价

为了消除不同观测数据单位量级之间的差别,

在进行状态空间模拟之前,需要对原始数据进行标准化处理^[25],其公式为

$$z_i = [Z_i - (m - 2s)] / 4s \quad (3)$$

式中, Z_i 为标准化处理前的变量, m 和 s 分别为标准化前变量的平均值和标准差。 z_i 为标准化处理后的变量,其均值为 0.5,标准差为 0.25。

土壤属性和气候要素之间的自相关函数和协相关函数均为基于所选取的一维样线计算得到的结果。各变量的自相关、交互相关分析,以及土壤全钾的状态空间模拟均在 ASTSA 软件下实现。通过比较全钾的实测值和预测值,计算决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 来评价各模型效果^[26]。

2 结果与分析

2.1 土壤全钾含量及其变异程度

表 1 列出了黄土高原 283 个采样点上土壤全钾含量及相关环境因素的基本统计信息。土壤全钾质量分数的变化范围为 10.07~30.97 g/kg,均值和中位数差别很小,分别为 19.44 和 19.50 g/kg。相对于中国其他地区,黄土高原土壤全钾含量偏高,因为黄土矿物中的长石、云母以及主要黏土矿物伊利石、高岭石中都含有丰富的钾。从变异系数 13.9%来看,土壤全钾在区域尺度上表现为中等程度变异^[27],这也表明了黄土矿物组成具有较好的均一性。根据经典统计学理论,可由变异系数可计算出区域尺度上土壤全钾的合理取样数^[28]。由于研究区域土壤全钾变异程度较小,在 95%的置信水平上,给定 5%精确度的情况下,整个区域上的合理取样数仅为 30,表明本研究中采集的 283 个样点足够反应土壤全钾在区域尺度上的变异性。然而,变异系数和据此计算得到合理取样数仅为概括的数值,并没有考虑采样点的空间位置。

表 1 黄土高原地区土壤全钾素含量及相关环境因素的基本统计信息

Table 1 Descriptive statistics of soil total potassium and related variables at 283 sampling sites across Loess Plateau of China

变量	最小值	最大值	均值	中位数	方差	变异系数/%	相关系数 r
土壤全钾/ (g kg ⁻¹)	10.07	30.97	19.44	19.50	2.71	13.9	1
年均降水/mm	127.9	617.5	429.5	439.7	118.1	27.5	-0.131*
年均气温/°C	1.50	14.30	8.36	8.30	2.61	31.2	0.159**
海拔高度/m	99	2978	1266	1228	528	41.7	0.027
黏粒质量分 数/%	2.70	35.80	19.49	21.50	8.16	41.9	0.320**
粉粒质量分 数/%	6.30	74.70	68.10	71.10	13.48	19.8	-0.173**
土壤体积质 量/(g cm ⁻³)	1.82	1.02	1.36	1.34	0.15	11.0	0.263**
土壤酸度值	6.06	10.76	8.52	8.51	0.41	4.9	-0.007

注: r 为土壤全钾含量与相关环境因素之间的 Pearson 相关系数; *, ** 分别表示 $p < 0.05$ 和 $p < 0.01$ 显著水平。

图 2 为土壤全钾含量在 283 个样点上按图 1b 顺序排列后的分布情况。可以看出，土壤全钾含量相邻测点间存在不规则波动变化，在区域内存在较为明显的局地变异特征。如在第 20 到第 45 采样点之间，以及第 130 到第 170 采样点之间，土壤全钾含量存在较大波动。这些局地变异远大于相关系数所表达的中等程度变异。因为在计算变异系数过程中，并没有考虑采样点的空间位置关系。因此，在研究土壤属性空间异质性时，能表达局地变异的模型（如状态空间方程）相对于不依赖空间关系的传统统计模型（如线性回归方程）更能准确地表达真实存在的空间变异情况。

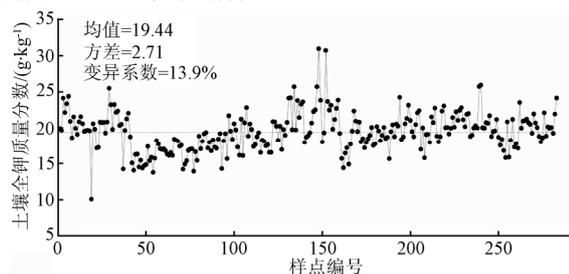


图 2 土壤全钾含量沿采样点分布情况

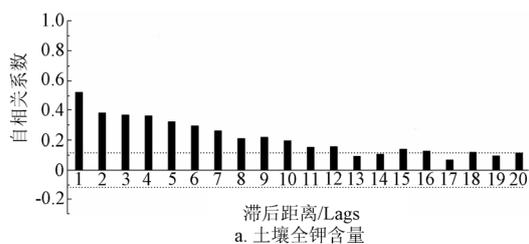
Fig.2 Distribution of soil total potassium along sampling sites across Loess Plateau

由表 1 可知，采样点上的年均降水、年均气温、海拔高度、黏粒含量、粉粒含量以及土壤体积质量的变异系数在 11%~41.9%，均表现为中等程度变异^[27]。土壤酸度值在整个区域内变化很小，变异系数仅为 4.9%，为弱变异^[27]。土壤全钾含量与年均气温、黏粒含量以及土壤体积质量存在显著正相关关系，Pearson

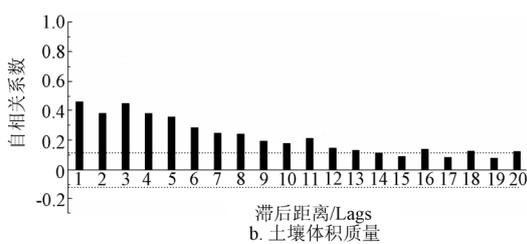
相关系数分别为 0.159、0.320 和 0.263；与年均降水和粉粒含量之间分别存在显著、极显著负相关关系，Pearson 相关系数分别为-0.131 和-0.173；与海拔高度和土壤酸度之间不存在显著相关关系。这可能因为区域尺度上，在本研究采用的 30~50 km 的采样间距下，传统统计学不能很好地反应出各变量之间的相关关系。在今后的研究中需要在次一级尺度上有更加密集的采样策略。

2.2 土壤全钾与环境因素的空间自相关和交互相关分析

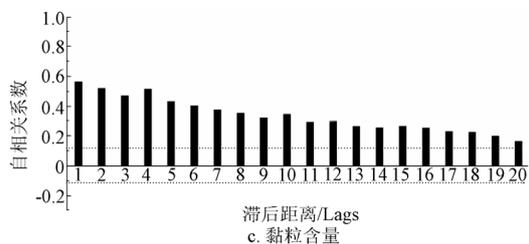
在使用状态空间方程之前需要了解相关变量的空间自相关和交互相关关系。引入状态空间方程的变量需要具备空间自相关性，另外各变量之间需要具备空间交互相关性。图 3 显示了各变量的空间自相关关系。土壤全钾在 12 个滞后距离内均表现出显著的自相关关系 ($p < 0.05$)。土壤体积质量、黏粒含量、粉粒含量、酸度、年均气温和降水以及海拔高度也都表现出较好的空间自相关性。各因素之间的交互相关分析表明（图 4），土壤全钾与土壤体积质量、黏粒含量、粉粒含量以及年均气温和降水之间存在显著的空间交互相关关系 ($p < 0.05$)；而和土壤酸度和海拔高度之间的空间关系并不显著。从状态空间模拟的角度来看，更加密集的样点间距可能会更好地反应土壤全钾含量与土壤酸度和海拔高度之间空间依赖关系。空间自相关和交互相关分析结果表明，本研究所采用的采样密度，可以用来揭示区域尺度上土壤全钾及相关环境因素的空间相关结构，并能对其进行状态空间方程模拟。



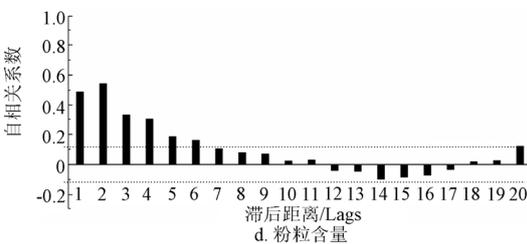
a. 土壤全钾含量



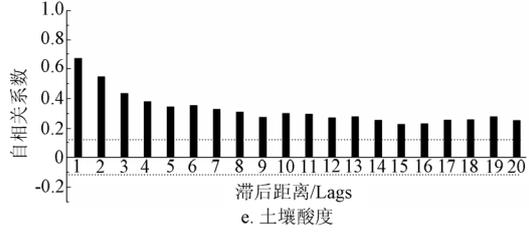
b. 土壤体积质量



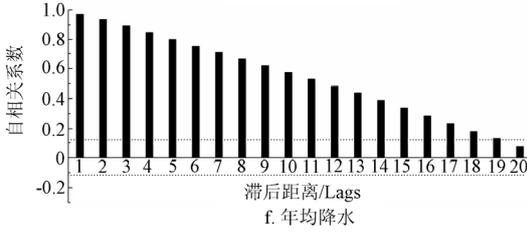
c. 黏粒含量



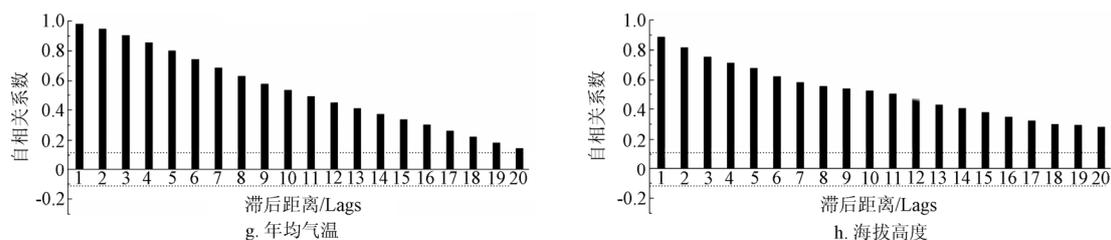
d. 粉粒含量



e. 土壤酸度



f. 年均降水



注：图中虚线为 95%置信水平下的临界值（0.116），下同。

图 3 土壤全钾及相关环境因素空间自相关图

Fig.3 Auto-correlation functions of soil total potassium and pertinent environmental factors

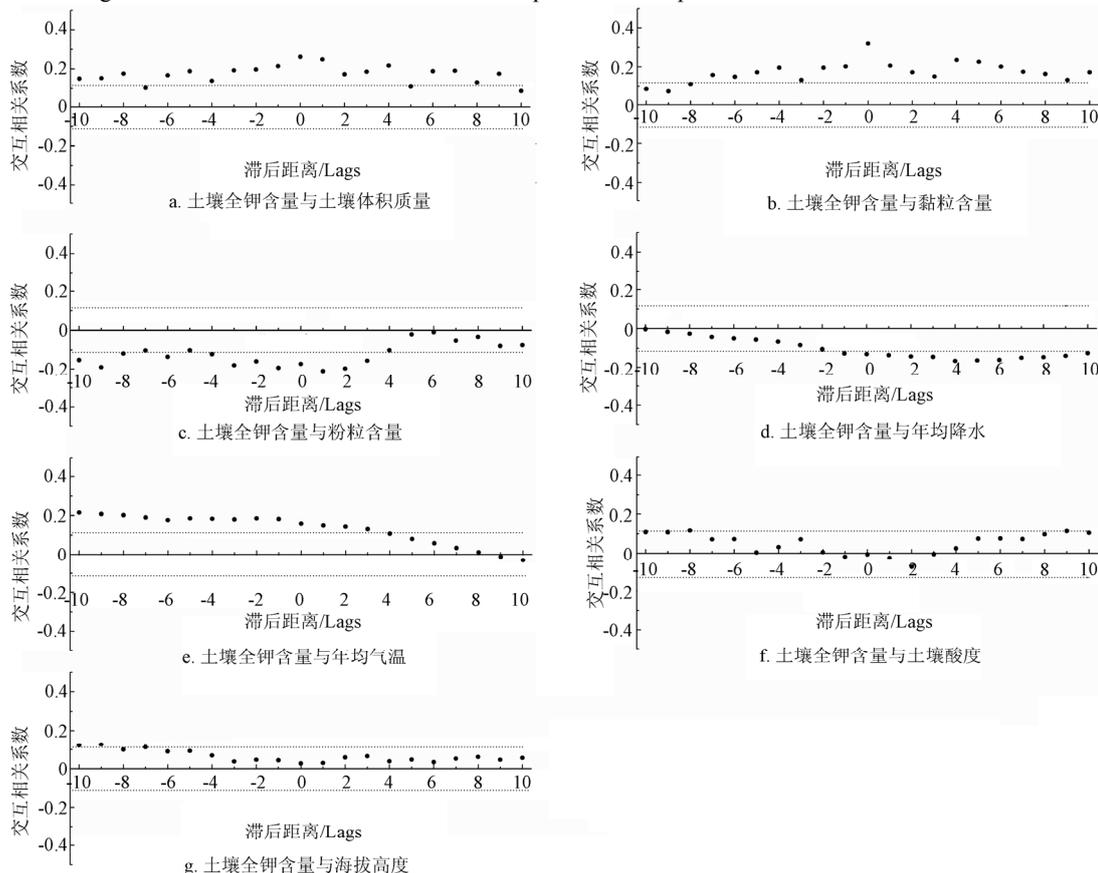


图 4 土壤全钾及相关环境因素空间交互自相关图

Fig.4 Cross-correlation functions between soil total potassium and pertinent environmental factors

2.3 土壤全钾的状态空间模拟

根据空间自相关和交互相关分析结果，应将土壤体积质量、黏粒含量、粉粒含量、年均气温和年均降水等 5 个因素引入土壤全钾的状态空间模拟中。表 2 显示了不同因素组合下模拟土壤全钾含量的一阶状态空间方程。为了更清晰地表达状态空间模拟结果，图 5 显示了从第 50 到第 120 采样点间，土壤全钾含量的实测值、预测值以及 95% 的预测置信区间。

在仅使用气象因素的情况下，状态空间方程可以解释约 65% 的土壤全钾变异，其中使用年均气温的单因素状态空间方程效果相对较好(图 5a)， R^2 为 0.652， $RMSE$ 为 0.151。仅考虑土壤属性的单因素的状态空间方程中，使用黏粒含量或土壤体质量的方程效果

优于使用粉粒含量的方程， R^2 分别为 0.694、0.691 和 0.663。考虑土壤属性的双因素组合时，使用土壤体质量和黏粒含量组合的状态空间方程可以解释高达 97.8% 的土壤全钾变异， $RMSE$ 也远小于其他方程，为 0.049。如图 5b 所示，该方程估计的预测值与实测值重合性很好，且 95% 的置信区间相对较窄，包括了所有的土壤全钾实测值。同时考虑气象因素和土壤属性的双因素状态空间方程可以解释约 65% 的土壤全钾变异，其模拟效果相对于单因素状态空间方程没有明显提高。其中使用年均气温和黏粒含量的双因素方程相对较好(图 5c)， R^2 为 0.667， $RMSE$ 为 0.148。值得注意的是，并不是使用的变量数越多，状态空间方程效果越好。例如，同时使用气温和降水的双因素

方程模拟效果并不如仅使用气温的单因素方程；同时使用黏粒含量、粉粒含量和土壤体积质量的 3 因素方程，其模拟效果也略差于仅使用黏粒含量和土壤体积

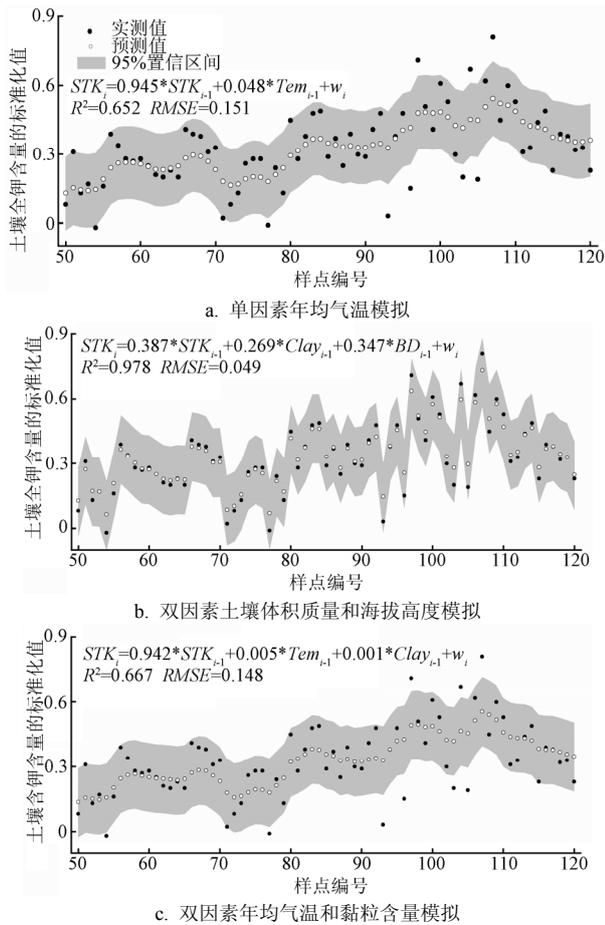
质量的双因素方程。这可能与各因素之间存在的交互作用有关^[26]。因此，在进行状态空间模拟时，如何考虑各变量之间的交互作用有待进一步研究。

表 2 基于不同因素组合的状态空间方程

Table 2 State-space equations with different combinations of variables

	状态空间方程	R ²	RMSE
气象因素	$STK_i=0.996*STK_{i-1}+0.029*Pre_{i-1}+w_i$	0.645**	0.153
	$STK_i=0.945*STK_{i-1}+0.048*Tem_{i-1}+w_i$	0.652**	0.151
	$STK_i=0.945*STK_{i-1}+0.012*Pre_{i-1}+0.038*Tem_{i-1}+w_i$	0.638**	0.153
土壤因素	$STK_i=0.933*STK_{i-1}+0.059*Clay_{i-1}+w_i$	0.694**	0.143
	$STK_i=0.949*STK_{i-1}+0.048*Silt_{i-1}+w_i$	0.663**	0.150
	$STK_i=0.911*STK_{i-1}+0.082*BD_{i-1}+w_i$	0.691**	0.144
	$STK_i=0.387*STK_{i-1}+0.269*Clay_{i-1}+0.347*BD_{i-1}+w_i$	0.978**	0.049
	$STK_i=0.955*STK_{i-1}+0.007*Clay_{i-1}+0.047*Silt_{i-1}+w_i$	0.676**	0.147
	$STK_i=0.872*STK_{i-1}+0.055*Silt_{i-1}+0.073*BD_{i-1}+w_i$	0.705**	0.142
混合因素	$STK_i=0.454*STK_{i-1}+0.242*Clay_{i-1}-0.013*Silt_{i-1}+0.317*BD_{i-1}+w_i$	0.957**	0.065
	$STK_i=0.965*STK_{i-1}+0.038*Pre_{i-1}-0.009*Clay_{i-1}+w_i$	0.645**	0.152
	$STK_i=0.954*STK_{i-1}+0.007*Pre_{i-1}+0.036*Silt_{i-1}+w_i$	0.644**	0.153
	$STK_i=0.897*STK_{i-1}+0.037*Pre_{i-1}+0.063*BD_{i-1}+w_i$	0.657**	0.152
	$STK_i=0.942*STK_{i-1}+0.005*Tem_{i-1}+0.001*Clay_{i-1}+w_i$	0.667**	0.148
	$STK_i=0.931*STK_{i-1}+0.035*Tem_{i-1}+0.031*Silt_{i-1}+w_i$	0.652**	0.152
	$STK_i=0.880*STK_{i-1}+0.058*Tem_{i-1}+0.059*BD_{i-1}+w_i$	0.551**	0.170

注：建模样本为全部 283 个样点；STK 为土壤全钾；Pre 为年均降水；Tem 为年均气温；Clay 为黏粒含量；Silt 为粉粒含量；BD 为土壤体积质量；R² 为决定系数；RMSE 为均方根误差；**表示 p<0.01 显著水平，下同。



注：STK 为土壤全钾；Pre 为年均降水；Tem 为年均气温；Clay 为黏粒含量；Silt 为粉粒含量，R² 为决定系数；RMSE 为均方根误差。

图 5 不同因素组合下的状态空间方程模拟土壤全钾含量结果
Fig.5 Results of state-space modeling of soil total potassium based on different combinations of environmental variables

状态空间模拟结果表明，气温、黏粒含量和土壤体积质量在影响土壤全钾空间异质性中起到重要作用，因为他们都出现在模拟效果较好的状态空间方程中。在自然情况下，土壤钾素基本全部由母质风化而来，因此土壤的风化程度直接影响着土壤全钾含量^[29]。气温反映一个地方能量状态，不仅影响地表植被的生长，还影响到地表以下的各种生物地球化学过程，在土壤风化过程起到重要作用。黄土高原地区年均气温由东南向西北方向递减，整体呈现出较明显的趋势。然而，次级尺度上山、丘陵、沟谷等地貌单元交错分布，局地海拔高度变化较大。气温随海拔升高而降低，使得年均气温的空间分布更为复杂多样，进而影响土壤全钾含量的局地变异特征。尽管气温、降水和海拔高度之间存在着密切的相互关系，在本研究所采用的尺度和采样密度下，气温变量在预测土壤全钾含量的状态空间方程中的作用更为明显。土壤体积质量反映了土壤的孔隙状况和紧实度，影响着土壤中水和溶质的运移、土壤通气状况以及根系生长^[30]，进而影响着土壤钾素的释放、运移和吸收。土壤黏粒是由硅、铝、铁氧化物的水化物混合而成，并伴有不等量的钙、镁、钾、钠等元素^[29]。黄土沉积物中主要黏土矿物如伊利石、高岭石中富含钾^[31]，因此黏粒含量是反映土壤全钾含量的一个重要指标。黄土高原地区土壤黏粒含量也呈现出由东南向西北递减的整体分布趋势^[19]。然而局地水土流失过程、土地利用方式、植被类型以及人类耕作管理措施等的差异都会影

响到土壤黏粒含量的空间分布,进而影响土壤全钾含量的局地变异特征。

2.4 状态空间模拟与线性回归分析的结果对比

表3显示了与状态空间模拟相对应的不同因素组合下的线性回归方程。单因素情况下,线性回归方程最多能解释10.2%的土壤全钾变异。在双因素线性回归方程中,使用黏粒含量和土壤体积质量能解释21.9%的土壤全钾变异,在此基础上再引入粉粒含

量能略微提高 R^2 到0.257。同时考虑气象因素和土壤属性的双因素线性回归方程中,气温和黏粒的组合效果最好,但也只能解释15.8%的土壤全钾变异。逐步回归结果表明,降水、黏粒含量、粉粒含量和土壤体积质量对解释土壤全钾变异具有显著作用。然而,该方程的拟合效果并不好, R^2 仅为0.254。另外,线性回归方程中,引入变量越多,能解释的变异也越多,这与状态空间模拟的结果是有差别的。

表3 基于不同因素组合线性回归方程
Table 3 Linear regression equations of different combination of variables

	线性回归方程	R^2	RMSE
气象因素	$STK=20.734-0.003*Pre$	0.017	2.682
	$STK=18.061+0.165*Tem$	0.025	2.671
	$STK=28.665-0.024*Pre-0.871*Tem+0.002*Pre*Tem$	0.092	2.578
土壤因素	$STK=17.372+0.016*Clay$	0.102**	2.563
	$STK=21.813-0.035*Silt$	0.029	2.665
	$STK=13.136+4.631*BD$	0.069	2.610
	$STK=20.607+0.197*Clay-0.056*Silt-0.0009*Clay*Silt$	0.189**	2.437
	$STK=6.477+0.244*Clay+7.593*BD-0.081*Clay*BD$	0.219**	2.391
	$STK=0.620-0.529*Silt-19.316*BD+0.339*Silt*BD$	0.114**	2.546
混合因素	$STK=45.741-2.592*Clay-0.436*Silt-16.025*BD+0.036*Clay*Silt+1.814*Clay*BD+0.254*Silt*BD-0.024*Clay*Silt*BD$	0.257**	2.332
	$STK=21.117-0.01*Pre+0.048*Clay+0.0002*Clay*Pre$	0.146**	2.474
	$STK=16.671+0.014*Pre+0.058*Silt-0.0002*Pre*Silt$	0.052	2.634
	$STK=17.001-0.008*Pre+2.21*BD+0.005*Pre*BD$	0.072	2.606
	$STK=11.579+0.769*Tem+0.392*Clay-0.036*Tem*Clay$	0.158**	2.483
	$STK=24.851-0.384*Tem-0.098*Silt+0.008*Tem*Silt$	0.062	2.621
逐步回归结果	$STK=3.332+1.139*Tem+10.721*BD-0.706*Tem*BD$	0.110**	2.552
	$STK=14.672-0.003*Pre+0.154*Clay-0.032*Silt+3.955*BD$	0.254**	2.337

比较表2和表3中的结果,可以清楚的看到,在不同因素的组合情况下,所有状态空间方程的 R^2 值要远远高于线性回归方程,而RMSE值也远远低于线性回归方程。因此,状态空间模拟能更好的反映土壤全钾的空间异质性。原因为,其一空间状态模拟考虑了数据点之间的空间关系,承认相邻点之间具有空间依赖关系;其二,自回归方程中包括了变量与变量自身的回归关系;其三,考虑了模型误差和观测误差,使用了迭代算法控制模型参数,以实现更精确的估算。

3 结论

本研究将状态空间方程运用到区域尺度上,对黄土高原土壤全钾含量进行了状态空间模拟。结果显示:

1) 土壤全钾在研究区域上具较强空间自相关性,其与土壤体积质量、黏粒含量、粉粒含量以及年均气温和降水之间存在显著的空间交互相关关系。

2) 空间状态模拟结果表明,气温、土壤体积质量和黏粒含量是影响土壤全钾空间异质性的重要因素,可用于区域尺度土壤全钾分布特征的预测。

3) 相对于传统线性回归模型,状态空间方程能更好地模拟区域尺度土壤全钾空间异质性。该研究为今后状态空间模拟在区域尺度上的应用提供了实践依据。

[参考文献]

- [1] Heuvelink G B M, Webster R. Modelling soil variation: past, present, and future[J]. Geoderma, 2001, 100(3/4): 269-301.
- [2] Jenny. Factors of Soil Formation: A System of Quantitative Pedology[M]. New York: Dover Publications, 1941.
- [3] 汪懋华. “精细农业”发展与工程技术创新[J]. 农业工程学报, 1999, 15(1): 1-8.
Wang Maohua. Development of precision agriculture and innovation of engineering technologies[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 1999, 15(1): 1-8. (in Chinese with English abstract)
- [4] 潘成忠, 上官周平. 土壤空间变异性研究评述[J]. 生态环境, 2003, 12(3): 371-375.
Pan Chengzhong, Shanguan Zhouping. Review of the research on soil spatial variability[J]. Ecology and Environment, 2003, 12(3): 371-375. (in Chinese with English abstract)

- [5] Goovaerts P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives[J]. *Geoderma*, 1999, 89(1/2): 1—45.
- [6] Andrew W W, Gunter B, Rodger B G. Geostatistical characterisation of soil moisture patterns in the Tarrawarra catchment[J]. *Journal of Hydrology*, 1998, 205(1/2): 20—37.
- [7] Liu Z P, Shao M A, Wang Y Q. Effect of environmental factors on regional soil organic carbon stocks across the Loess Plateau region, China[J]. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 2011, 142(3/4): 184—194.
- [8] Liu Z P, Shao M A, Wang Y Q. Large-scale spatial variability and distribution of soil organic carbon across the entire Loess Plateau of China[J]. *Soil Research*, 2012, 50(2): 114—124.
- [9] 连刚, 郭旭东, 傅伯杰, 等. 基于环境相关法和地统计学的土壤属性空间分布预测[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(7): 237—242.
Lian Gang, Guo Xudong, Fu Bojie, et al. Prediction of the spatial distribution of soil properties based on environmental correlation and geostatistics[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2009, 25(7): 237—242. (in Chinese with English abstract)
- [10] 黄智刚, 李保国, 胡克林. 丘林红壤蔗区土壤有机质的时空变异特征[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(11): 58—63.
Huang Zhigang, Li Baoguo, Hu Kelin. Characteristics of the spatio-temporal changes of soil organic matter of sugarcane field in red soil hill areas[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2006, 22(11): 58—63. (in Chinese with English abstract)
- [11] 魏孝荣, 邵明安. 黄土沟壑区小流域土壤 pH 值的空间分布及条件模拟[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(5): 61—67.
Wei Xiaorong, Shao Ming'an. Spatial distribution and conditional simulation of soil pH values in small watershed of loessial gully region[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2009, 25(5): 61—67. (in Chinese with English abstract)
- [12] Stevenson F C, Knight J D, Wendroth O, et al. A comparison of two methods to predict the landscape-scale variation of crop yield[J]. *Soil Tillage Research*, 2001, 58(3/4): 163—181.
- [13] Wendroth O, Reuter H I, Kersebaum K C. Predicting yield of barley across a landscape: a state-space modeling approach[J]. *Journal of Hydrology*, 2003, 272(1/2/3/4): 250—263.
- [14] Timm L C, Reichardt K, Oliveira J C M, et al. State-space approach for evaluating the soil-plant-atmosphere system[R]. Lectures given at the college on Soil Physics Trieste, 2003: 3—21.
- [15] Timm L C, Fante L J, Barbosa E P, et al. A study of the interaction soil-plant using state-space approach[J]. *Scientia Agricola*, 2000, 57(7): 751—760.
- [16] 贾小旭, 邵明安, 魏孝荣, 等. 黄土高原北部草地表层土壤水分空间状态模拟[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(10): 38—44.
Jia Xiaoxu, Shao Ming'an, Wei Xiaorong, et al. State-space simulation of soil surface water content in grassland of northern Loess Plateau[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(10): 38—44. (in Chinese with English abstract)
- [17] 杨文治, 邵明安. 黄土高原土壤水分研究[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [18] He Xiubin, Li Zhanbin, Hao Mingde, et al. Down-scale analysis for water scarcity in response to soil water conservation on Loess Plateau of China[J]. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 2003, 94(3): 355—361.
- [19] 赵景波, 黄春长, 朱显谟. 黄土高原的形成与发展[J]. *中国沙漠*, 1999, 19(4): 333—337.
Zhao Jinbo, Huang Chunchang, Zhu Xianmo. Formation and development of Loess Plateau[J]. *Journal of Desert Research*, 1999, 19(4): 333—337. (in Chinese with English abstract)
- [20] 王云强, 邵明安, 刘志鹏. 黄土高原区域尺度土壤水分空间变异性[J]. *水科学进展*, 2012, 23(3): 310—316.
Wang Yunqiang, Shao Ming'an, Liu Zhipeng. Spatial variability of soil moisture at a regional scale in the Loess Plateau[J]. *Advances in Water Science*, 2012, 23(3): 310—316. (in Chinese with English abstract)
- [21] Shi H, Shao M A. Soil and water loss from the Loess Plateau in China[J]. *Journal of Arid Environment*, 2000, 45(1): 9—20.
- [22] Wang Y Q, Shao M A, Zhu Y J, et al. Impacts of land use and plant characteristics on dried soil layers in different climatic regions on the Loess Plateau[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2011, 151(4): 437—448.
- [23] Shumway R H, Stoffer D S. An approach to time series smoothing and forecasting using the EM algorithm[J]. *Journal of Time Series Analysis*, 1982, 3(4): 253—264.
- [24] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. *Transaction of ASME—Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(Series D): 35—45.
- [25] Wendroth O, Jurschik P, Kersebaum K C, et al. Identifying, understanding, and describing spatial process in agricultural landscapes—four case studies[J]. *Soil Tillage Research*, 2001, 58(3): 113—127.
- [26] Jia X X, Shao M A, Wei X R, et al. Estimating total net primary productivity of managed grasslands by a state-space modeling approach in a small catchment on the Loess Plateau, China[J]. *Geoderma*, 2011, 160(3/4): 281—291.
- [27] Nielsen D R, Bouma J. *Soil Spatial Variability*[M]. The Netherland: Pudoc, Wageningen, 1985.

- [28] Brocca L, Morbidelli R, Melone F, et al. Soil moisture variability in experimental areas of central Italy[J]. *Journal of Hydrology*, 2007, 333(2/3/4), 356–373.
- [29] 黄昌勇. 土壤学[M]. 中国农业出版社, 2000.
- [30] 邵明安, 王全九, 黄明斌. 土壤物理学[M]. 高等教育出版社, 2006.
- [31] 贾恒义, 彭琳, 彭祥林, 余存祖. 黄土高原地区土壤养分资源分区及其评价[J]. *水土保持学报*, 1994, 8(3): 22–28. Jia Hengyi, Peng Lin, Peng Xianglin, Yu Cunzu. The divide region and evaluation of soil nutrient resources in the Loess Plateau region[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 1994, 8(3): 22–28. (in Chinese with English abstract)

Spatial simulation of soil total potassium in regional scale for Loess Plateau Region

Liu Zhipeng^{1,3}, Shao Ming'an^{2*}, Wang Yunqiang^{2,3}

(1. State Key Laboratory of Soil Erosion and Dry-land Farming on the Loess Plateau, Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling 712100, China; 2. Key Laboratory of Ecosystem Network Observation and Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: To understand the spatial heterogeneity of soil total potassium in regional scale for Loess Plateau Region and its influencing factors, In the study, a total of 283 sampling sites were investigated in order to estimate the spatial variation of soil total potassium (STK) across the entire Loess Plateau (620,000 km²). Spatial simulation and classical linear regression were used to quantify the relationships between STK and bulk density, clay and silt content, soil pH, precipitation, temperature, and elevation. The best state-space models explained more than 97% of the STK variation, while the best linear regression model explained less than 26% of the STK variation. The results showed that all the state-space models described the spatial variation of STK much better than that of the corresponding linear regression models. Spatial simulation is recommended as a useful tool for quantifying spatial relationships between soil properties and the other environmental factors in large-scale regions.

Key words: soils, spatial variation, potassium, state-space modeling, linear regression, large-scale, loess Plateau