

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2025.10.011

陈松焱, 王永霞, 刘钟元, 等. 西藏土壤可蚀性 K 值驱动因素与空间分布预测 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2025, 47(10): 120-133.

西藏土壤可蚀性 K 值驱动因素与空间分布预测

陈松焱^{1,2}, 王永霞¹, 刘钟元^{1,2},
李超^{1,2}, 陈焱峯^{1,2}, 喻武^{1,2}

1. 西藏农牧大学 林草学院, 西藏 林芝 860000; 2. 西藏农牧大学 高寒水土保持研究中心, 西藏 林芝 860000

摘要: 土壤可蚀性 K 值是开展土壤侵蚀预测和进行水土保持措施效应评价的关键指标。通过西藏第二次土壤普查数据和实地采样数据, 结合环境协变量, 采用大数据估算区域土壤可蚀性 K 值。结果表明: ① 对 K 值空间变异性预测可采用普通克里格(Ordinary Kriging, OK)、随机森林(Random Forest, RF)、多边形连接(Polygon Connection, PC)3 种模型, 其中 RF 模型相比 PC 和 OK 模型的预测结果更加准确, 其决定系数(R^2)为 0.781, 均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和平均相对误差(Mean Relative Error, MRE)分别为 0.004、0.003 和 0.001。② 重要性结果表明, 地形、植被、气候对 K 值预测影响的重要性分别为 35.04%、31.31% 和 29.88%; 人类活动对 K 值预测的重要性仅为 3.77%; ③ 研究区预测 K 值为 0.016 05~0.048 70 t·hm²·h/(hm²·MJ·mm); 高和中高侵蚀区、中和中低侵蚀区、相对低和低侵蚀区的面积分别占西藏面积的 24.73%、44.61% 和 30.66%。预测结果呈现西南、东北部高, 中部、东南部低的趋势; ④ RF 预测的空间不确定性表明, 中部、西部及北部地区的不确定性较高, 东部、南部地区的不确定性较低, 不确定性指数总体分布在 0.271~0.816。

关键词: 土壤可蚀性 K 值; 驱动因素; 映射模型;
空间分布特征

中图分类号: X53

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1673-9868(2025)10-0120-14



Prediction of Driving Factors and Spatial Distribution of Soil Erodibility K Value in Xizang

CHEN Songyan^{1,2}, WANG Yongxia¹, LIU Zhongyuan^{1,2},
LI Chao^{1,2}, CHEN Qinyin^{1,2}, YU Wu^{1,2}

1. College of Forestry and Grassland Sciences, Xizang Agricultural and Animal Husbandry University, Linzhi Xizang 860000, China;

2. Alpine Soil and Water Conservation Research Center, Xizang Agricultural and Animal Husbandry University,

Linzhi Xizang 860000, China

收稿日期: 2025-03-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(41930754)。

作者简介: 陈松焱, 硕士研究生, 主要从事水土保持研究。

通信作者: 喻武, 教授, 硕士研究生导师。

Abstract: The K value of soil erodibility is a key indicator for predicting soil erosion and evaluating the effectiveness of soil and water conservation measures. Based on the second soil census data and field sampling data of Xizang, combined with environmental covariates, this paper uses big data to estimate the regional soil erodibility K value. The results showed that: ① Three models can be used to predict the spatial variability of K values: Ordinary Kriging (OK), Random Forest (RF) and Polygon Connection (PC). Among them, the RF model had more accurate prediction results compared to the PC and OK models, and its R^2 was 0.781. The Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) and Mean Relative Error (MRE) were 0.004, 0.003 and 0.001, respectively. ② The importance results showed that the importance of topography, climate and vegetation to the prediction of K value was 35.04%, 31.31% and 29.88%, respectively. The importance of human activities in the prediction of K value was only 3.77%. ③ The estimated value of K ranges from 0.016 05 to 0.048 70 $t \cdot \text{hm}^2 \cdot \text{h}/(\text{hm}^2 \cdot \text{MJ} \cdot \text{mm})$. Areas with high and medium-high erosion, medium and medium-low erosion and relatively low and low erosion account for 24.73%, 44.61% and 30.66% of the total area of Tibet, respectively. ④ The spatial uncertainty of RF prediction shows that the uncertainty is relatively high in the central, western, and northern regions, and relatively low in the eastern and southern regions, with the uncertainty index generally ranging from 0.271 to 0.816.

Key words: soil erodibility K value; driving factors; mapping model; spatial distribution characteristics

土壤侵蚀是自然界普遍存在的现象,也是我国面临的重大生态安全问题。土壤侵蚀导致土壤退化,土壤质量下降,易引发严重的自然灾害^[1]。土壤侵蚀模数是衡量土壤侵蚀强度的重要指标^[2],通常定义为一定时间内单位面积土壤流失的量 $[t/(\text{km}^2 \cdot \text{a})]$ 。准确估算土壤侵蚀模数对于评估土壤侵蚀风险、制定防治措施以及实现土地资源的可持续利用具有重要意义。在缺乏长时间序列径流观测小区的地区,学者们往往通过遥感半定量评估或模型的方式开展土壤侵蚀模数估算^[3-5]。土壤可蚀性 K 值是现行主流模型中敏感且基础的因子,比如在通用土壤流失方程(Universal Soil Loss Equation, USLE)、修正通用土壤流失方程(Revised Universal Soil Loss Equation, RUSLE)、中国土壤流失方程(Chinese Soil Loss Equation, CSLE)中,土壤可蚀性 K 值是量化土壤是否容易受到侵蚀的一个重要因子^[6],是土壤侵蚀研究中的焦点之一。基于此,学者们对 K 值的估算方法开展了大量的研究。张宪奎等^[7]、张爱国等^[8]、刘宝元等^[9]、张科利等^[10]学者根据我国的具体情况,提出我国土壤可蚀性 K 值的测定方法,并将国外的 USLE 和 RUSLE 模型在我国的适用性进行了分析。总结当前国内外 K 值的估算方法,主要有诺莫方程^[11]、环境政策集成气候(Environmental Policy Integrated Climate, EPIC)模型^[12]、Sharri 模型^[13]、Torri 模型^[14]、径流小区实测法^[9]等 5 种方法。其中,EPIC 模型在西藏土壤可蚀性 K 值估算中被学者们认可^[15-16]。

K 值的大小受多种因素影响,包括土壤的物理性质、化学性质、环境条件等。张科利等^[17]发现 K 值受土壤物理性质的影响而呈现出季节性变化, K 值在小雨强范围内变化更大,随雨强的由小变大, K 值会逐渐减小;郑海金等^[18]通过对不同坡地建立径流小区进行实地观察,发现地表植被覆盖度高的小区土壤可蚀性小;崔晓薇等^[19]通过 EPIC 模型计算 K 值,分析环境因子对 K 值的影响,发现坡度、年降水量和归一化植被指数对 K 值的影响达到了显著水平。梁音等^[20]基于第二次土壤普查数据采用加权法计算了全国范围内的 K 值,并获得了 K 值在全国的分布图;王小丹等^[21]通过多边形连接(Polygon Connection, PC)的方法生成了西藏高原的 K 值分布图,并分析了 K 值的空间分布特征;Baskan 等^[22]使用普通克里格(Ordinary Kriging, OK)的方法,对半干旱地区 K 值的空间分布进行了分析。Yu 等^[23]通过考虑气候、地形、遥感

变量等环境因素对 K 值的影响, 运用随机森林(Random Forest, RF)模型的方法对西藏东南部 K 值的空间变异性进行预测。以上研究为区域土壤可蚀性 K 值的方法选择和估算提供了科学基础, 但在刻画区域复杂环境下土壤可蚀性 K 值的精度上还有待提升。

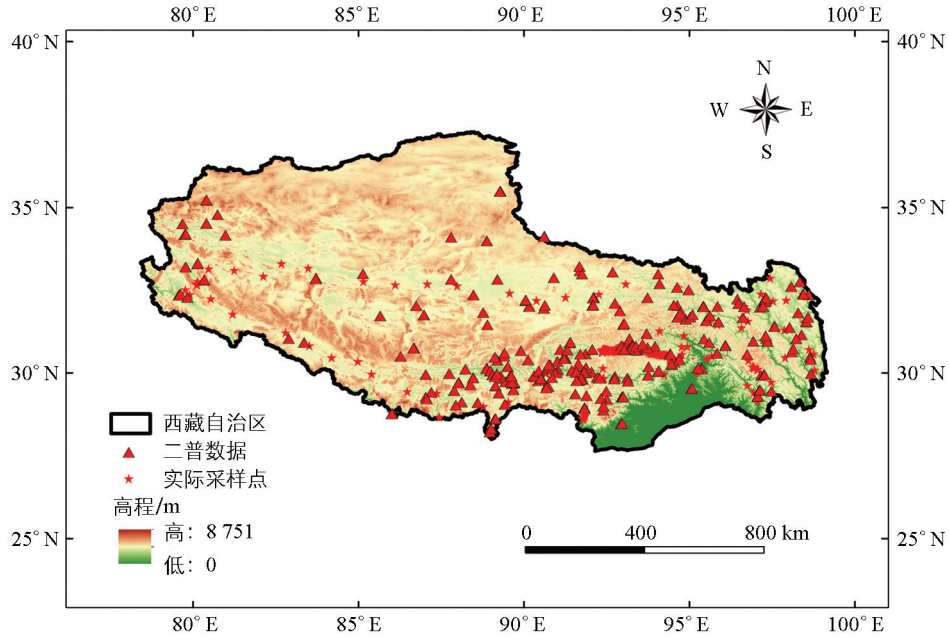
西藏作为青藏高原的主体组成部分, 生态安全战略地位极其重要, 但由于其极高的海拔和中低纬度等特殊自然地理环境, 使得高原生态环境脆弱且敏感。近年来, 伴随着全球气候变化和人类活动的多重影响, 青藏高原面临草场退化、土地沙化等一系列生态环境问题, 尤其是水土流失给高原生态环境带来了极大的挑战^[24]。然而高原上的水土流失过程和模数等问题并不明晰, 这给区域水土流失防治, 生态环境保护带来了极大的困难。过去学者们在高原上开展了关于 K 值的研究工作, 取得了大量成果^[25-28]。特别是第二次全国土壤普查(后简称“二普”)为 K 值研究提供了大量基础数据, 但大多是基于有限采样点, 通过加权、克里金插值等方法来评估土壤可蚀性 K 值^[29-30], 精度和尺度都存在一定问题。随着地理信息和大数据技术的发展, 采用大数据模型, 考虑环境协变量来描述目标对象的方法被广泛应用^[31], 但不同模型之间算法构架存在较大差异, 对于不同情景下的适应性需要甄别。此外, 第三次全国土壤普查(后简称“三普”)工作已经展开, 样本数量较多, 覆盖面也大, 但其是一种关于土壤全面的普查, 并非土壤侵蚀潜在危险性的专题评估。因此, 本研究在 Yu 等^[23]的研究基础上增加不同模型的对比和模型的不确定性估计, 对区域土壤可蚀性 K 值进行评估; 在崔晓薇等^[19]的研究基础上选择更加系统的环境协变量, 研究其对区域土壤可蚀性 K 值的影响; 在梁音等^[20]的研究基础上选择对土壤可蚀性 K 值有影响的环境协变量加入到空间插值中, 以提高结果的准确性。基于此, 本研究选择 EPIC 模型估算土壤可蚀性 K 值, 并对当前广泛应用的 OK、RF、PC 3 种模型估算区域土壤可蚀性 K 值的方法开展精度评估后, 以影响成土的五大因子中的相应因素作为环境协变量, 评价其对土壤可蚀性 K 值的重要性, 然后对西藏土壤可蚀性 K 值进行空间估算。研究结果可为西藏地区土壤可蚀性 K 值的空间估算、基于“三普”成果的土壤可蚀性评价、区域侵蚀危险性评估和防治提供理论参考。

1 材料与方法

1.1 数据采样与分析

本研究内容中涉及的样点一共有 595 个, 每个样点的数据包含了其土壤机械组成、有机质含量和样点的海拔、坡度、地形起伏度、年平均气温、年平均降水和年归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)等数据。其中包含“二普”数据 242 个样点, 虽然“二普”工作已过去 30 多年, 但考虑到高原绝大部分区域受人为因素干扰较弱, 且土壤理化性质一般都相对稳定, 所以选用该数据能很好地弥补现有采样工作的不足, 且在“三普”数据未正式公布前, 在短时间内获取西藏自治区全部区域的土壤理化性质数据非常困难。鉴于此种情况, 本研究加入 2023—2024 年间实地采样点(353 个)数据进行补充, 实地采样点数据来源为本团队采样数据, 基本涵盖西藏自治区范围(图 1)。

实地采样数据在 2023—2024 年采集, 样点主要通过 ArcGIS Pro 软件对西藏不同地区土壤类型进行选择, 以此为依据, 选取西藏具有代表性的土壤类型, 基本覆盖西藏范围, 均匀采样。由于土壤侵蚀均发生在地表位置, 所以采样点的土层深度为 0~20 cm。采样过程中, 设置 1m×1m 的样方, 采用 5 点混合采样法, 采用铁锹采集散土 1 kg, 用于分析土壤粒径组成; 通过环刀法采集环刀土样 3 个和原状土 1 kg, 用于测定土壤的物理性质。土壤机械组成采取吸管法测定; 土壤有机质含量采用重铬酸钾外加热法测定^[32]。采用 Microsoft Excel 2019 进行数据整理; IBM SPSS Statistics 24.0 软件和 GS+ 软件用于地统计分析; R Studio 4.1.1 和 ArcGIS Pro 软件用于 K 值的空间预测和制图。



审图号：藏 S(2024)034 号

图 1 采样点分布

1.2 K 值的估算

本研究采用 Sharpley 等^[12]开发的 EPIC 模型,根据土壤机械组成和有机碳数据计算每个土壤采样点的 K 值。公式如下:

$$K_{\text{EPIC}} = \left\{ 0.2 + 0.3 \exp \left[-0.0256 W_{\text{SAN}} \left(1 - \frac{W_{\text{SIL}}}{100} \right) \right] \right\} \left[\frac{W_{\text{SIL}}}{(W_{\text{CLA}} + W_{\text{SIL}})} \right]^{0.3} \times \left\{ 1 - \frac{0.25 W_{\text{C}}}{[W_{\text{C}} + \exp(3.72 - 2.95 W_{\text{C}})]} \right\} \times \left\{ 1 - \frac{0.7 W_{\text{SNI}}}{[W_{\text{SNI}} + \exp(-5.51 + 22.9 W_{\text{SNI}})]} \right\} \quad (1)$$

式中:土壤粒径分级采用国际制; W_{SAN} 为砂粒(0.05~2.0 mm)比例(%); W_{SIL} 为粉粒(0.002~0.05 mm)比例(%), W_{CLA} 为黏粒(<0.002 mm)比例(%), W_{C} 为有机碳比例(%); $W_{\text{SNI}} = 1 - W_{\text{SAN}}/100$ 。

由于“二普”资料中用于土壤粒径数据分析的标准为国际制单位,因此使用 EPIC 模型计算土壤可蚀性 K 值之前需将土壤粒径数据转化为国际制,即 >2 mm 为砾石、0.1~2 mm 为砂粒、0.05~0.1 mm 为极细砂、0.002~0.05 mm 为粉粒、<0.002 mm 为黏粒。本研究采用样条插值法,用 MATLAB 软件进行土壤粒径转换。通过 EPIC 模型计算之后,再将 K 值统一使用 0.1317 转换系数转换为国际制进行数据计算。

1.3 K 值空间分布预测模型

本研究选取 3 种模型对 K 因子的空间分布进行预测,分别是:OK、RF、PC。其中,OK 模型^[33]是在非采样位置进行空间插值的方法。该模型比较灵活,允许使用研究空间自相关的变量^[34]。RF 模型是 Breiman^[35]提出的由多个决策树集成的机器学习算法,目前广泛应用于数字土壤制图,以建立土壤与环境之间复杂的定量关系。PC 模型^[36]是使用全国土壤发生分类系统展开的一种制图方法。首先获取土壤的基本信息,然后通过发生系统的 5 个基本等级,利用面积加权平均法进行逐级归并,最后对计算得到的 K 值进行拼接处理,得到土壤可蚀性 K 值分布图。

1.4 模型不确定性估计

使用分位数回归森林(Quantile Regression Forest, QRF)的方法对预测模型的不确定性进行评估,具体方法为:使用第 95 个百分位预测值和第 5 个百分位预测值之间的差值,除以第 50 个百分位预测值来量化预测模型的不确定性^[36]。不确定性值越小,表明对模型的预测效果越好。不确定性值越大,表明对模型的预测效果越差。

$$K_{\text{uncertainty}} = (K_{\text{upper}} - K_{\text{lower}}) / K_n \quad (2)$$

式中: $K_{\text{uncertainty}}$ 表示 K 值的不确定性; K_{upper} 为第 95 个百分位的预测值; K_{lower} 为第 5 个百分位的预测值; K_n 为第 50 个百分位的预测值。

1.5 模型精度验证

为了评估模型的精度, 采用 4/5 的数据作为训练集, 1/5 的数据作为验证集; 采用决定系数 (R^2)、均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)、平均相对误差 (Mean Relative Error, MRE)、平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 4 个指标对模型的预测值和观测值进行分析^[37]。公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\bar{Z}_i - Z'_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Z_i - Z'_i)^2} \quad (3)$$

$$a_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{Z}_i - Z_i)^2}{n}} \quad (4)$$

$$b_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\bar{Z}_i - Z_i| \quad (5)$$

$$c_{\text{MRE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\bar{Z}_i - Z_i|}{Z_i} \times 100\% \quad (6)$$

式中: Z_i 为 K 的实测值; Z'_i 为观测 K 的平均值; \bar{Z}_i 为 K 的预测值; R^2 值越大, RMSE、MAE 和 MRE 值越小, 表明 K 的预测误差越小, 精度越高。

1.6 K 值空间预测的环境协变量选择

环境协变量基于 SCORPAN(土壤、气候、地形、母质物质、年龄、空间)的理论框架进行选择^[38]。该框架通过总结前人对土壤预测建模和数据获取的方法, 提出具有一定空间自相关误差的数字土壤制图的方法。具体来说, 就是通过对前人研究的空间方法进行总结, 通过已知土壤性质预测未知土壤属性。其中 K 值的计算与土壤机械组成和有机碳含量密切相关, 因此选择的协变量大多与土壤颗粒的形成、转运和储存有关, 从而保证具有事实依据。环境协变量如表 1 所示进行了分类。由于数据来源不同, 部分数据分辨率难以统一。为确保数据之间的空间匹配性, 为后续分析提供可靠基础, 本研究将分辨率较低的数据统一进行重采样处理, 调整为 30 m 分辨率进行空间运算。

表 1 环境协变量的选择

变量类别	环境协变量	分辨率	数据源
地形	海拔 (DEM)	30 m	地理空间数据云 (2023 年)
	坡度 (S)	30 m	
	坡向 (AS)	30 m	
	地形起伏度 (TRI)	30 m	
植被	年归一化植被指数 (NDVI)	30 m	数据源 landsat 8 (2023 年)
	比例植被指数 (RVI)	30 m	
	差异植被指数 (DVI)	30 m	
气候	年平均气温 (MAT)	1 km	国家青藏高原科学数据中心 (2023 年)
	年均降水量 (MAP)	1 km	
	近地表特征气温 (NSH)	1 km	
	近地表降水量 (NP)	1 km	
人类活动	夜间灯光 (NL)	1 km	国家地球系统科学数据中心 (2023 年)
	人口密度 (PD)	1 km	

1.7 环境协变量与 K 值的关系

本研究使用 Pearson 法来分析 K 值与环境协变量的相关性,使用 RF 模型中的均方误差(%IncMSE)指标评估特征重要性,该方法通过打乱某一特征的值,观察其模型预测误差变化,从而量化每一个特征值对模型性能的贡献大小^[39]。均方误差值越大,表明环境协变量对 K 值的预测结果越重要。值越小,表明环境协变量对 K 值的预测结果越不重要。

2 结果与分析

2.1 K 值与土壤性质观测值的描述性统计分析

由表 2 可知, K 因子观测值和有机碳含量分别为 $0.010\ 4\sim 0.060\ 5\ \text{t}\cdot\text{hm}^2\cdot\text{h}/(\text{hm}^2\cdot\text{MJ}\cdot\text{mm})$ 和 $1.160\sim 180.456\ \text{g}/\text{kg}$ 。K 值的变异系数(CV)为 27.0%,属于中等程度变异,说明土壤可蚀性 K 值在区域内存在一定的空间变化^[40]。K 值的偏度和峰度分别为 0.689 和 0.123,表明 K 值呈右偏分布,数据整体偏向 K 值较低的一侧,低可蚀性土壤在西藏分布较为广泛。峰度接近 0,说明数据整体接近正态分布,结果在研究区域内分布相对均匀,不存在极端集中或离散的情况。有机碳的变异系数为 84.7%,表现为强变异性,表明有机碳在空间上变化较大,该结果与区域内土壤类型、土地利用类型以及环境条件等因素密切相关。黏粒、粉粒和砂粒的平均值分别为 51.214%、40.123% 和 10.123%,其范围分别为 2.217%~97.393%、0.300%~81.333% 和 0.115%~76.800%,三者含量在空间上不同位置的分布差异较大,数据的离散程度高。变异系数分别为 39.5%、46.0% 和 82.0%,表明黏粒和粉粒具有较弱程度的变异性,而砂粒则是具有中等偏强程度的变异性。

表 2 土壤可蚀性 K 值及土壤性质观测值的描述性统计

	最大值 (MAX)	最小值 (MIN)	平均值 (AVE)	标准差 (SD)	变异系数 (CV)	偏度 (DOP)	峰度 (PK)
K 值/ $[\text{t}\cdot\text{hm}^2\cdot\text{h}\cdot(\text{hm}^2\cdot\text{MJ}\cdot\text{mm})^{-1}]$	0.060 5	0.010 4	0.029 1	0.008 5	0.270	0.689	0.123
黏粒/%	97.393	2.217	51.214	20.214	0.395	-0.123	-0.987
粉粒/%	81.333	0.300	40.123	18.456	0.460	0.345	-0.567
砂粒/%	76.800	0.115	10.123	0.820	0.820	1.234	2.345
有机碳/ $(\text{g}\cdot\text{kg}^{-1})$	180.456	1.160	42.123	35.678	0.847	1.235	2.346

注:其中变异系数(CV)一列单位为%。

利用 SPSS 软件,对研究区 595 个采样点的 K 值进行正态分布检验,结果表明, K 值的平均值为 $0.029\ 1\ \text{t}\cdot\text{hm}^2\cdot\text{h}/(\text{hm}^2\cdot\text{MJ}\cdot\text{mm})$,标准差为 $0.008\ 5\ \text{t}\cdot\text{hm}^2\cdot\text{h}/(\text{hm}^2\cdot\text{MJ}\cdot\text{mm})$, K 值总体服从正态分布,结果如图 2 所示。说明本研究所得样本数值可靠,能够满足地统计分析的要求。

2.2 K 值预测模型的选择

表 3 和图 3 分别展示了 3 个模型十倍交叉验证的结果,其中,OK 模型已被证明在地形相对平坦、土壤类型分布相对均匀的区域

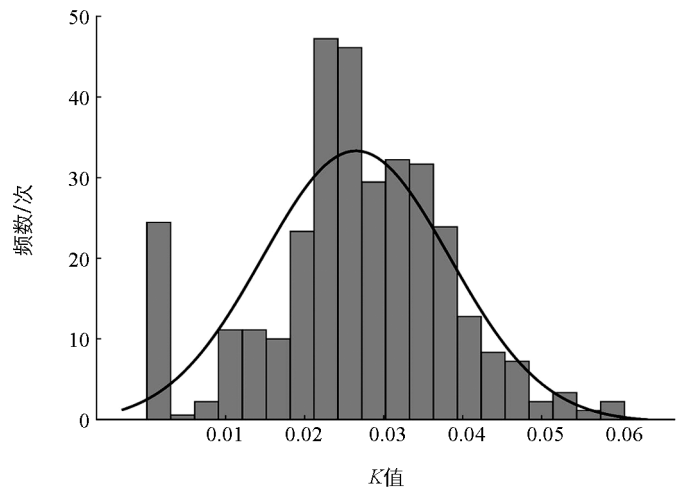


图 2 西藏森林区土壤可蚀性 K 值的正态分布

时, 精度较高。而西藏地区地形复杂, 植被类型多样, 导致 OK 模型的准确性最低^[41], R^2 为 0.311, RMSE、MAE 和 MRE 值分别为 0.008、0.006 和 0.003; PC 模型的准确度较 OK 模型有所增加, 其 R^2 为 0.654, RMSE、MAE 和 MRE 值分别为 0.006、0.004 和 0.002, PC 模型的使用依赖于全国土壤发生系统, 通过土壤类型面积加权平均法由小到大逐级回归得到 K 值分布图^[42], 由于西藏土壤类型分布相对均匀, 与土壤发生分类系统匹配度较高, 因此该模型能够较好地发挥作用。与前两种方法相比, RF 模型作为一种机器算法, 能够建立起土壤与环境变量之间的复杂关系^[43], 在西藏复杂的环境下仍能显示出最高的精度。RF 的 R^2 为 0.781, RMSE、MAE 和 MRE 值分别为 0.004、0.003 和 0.001, 表明模型解释了 78.1% 的 K 值在西藏地区的空间变异, 其中 MRE 的值接近于 0, 表明模型几乎无偏差。3 种模型中, RF 模型精度最高。因此, 本研究运用 RF 模型对西藏自治区土壤可蚀性 K 值进行空间预测估算。

表 3 RF、OK 和 PC 模型的精度评估

	RF	OK	PC
R^2	0.781	0.311	0.654
RMSE	0.004	0.008	0.006
MAE	0.003	0.006	0.004
MRE	0.001	0.003	0.002

2.3 土壤可蚀性 K 值空间估算与不确定性评估

2.3.1 环境协变量对 K 值的影响

2.3.1.1 K 值与环境协变量的相关性

图 4 是对 K 值、土壤质地、有机碳和环境协变量之间进行 Pearson 相关性分析, 并进行可视化的结果, K 值与环境协变量的相关性结果显示, K 值与 DEM 呈显著正相关, $p < 0.001$; K 值与 S、TRI、MAT、NDVI、NSH、NP、NL 均呈显著负相关, $p < 0.05$ 。其中 K 值与 TRI 的负相关关系最明显, $p < 0.001$ 。AS、MAP、PD、RVI 和 DVI 5 项指标与 K 值之间未呈现出明显的相关关系。其中, AS 对太阳辐射、植被生长有着直接影响, 阴坡低温潮湿有利于有机质积累, 阳坡水分蒸发较多, 植被覆盖少, 导致土壤侵蚀风险增加, 且受流域内的地形影响, 迎风坡比背风坡的降雨量大^[44]。西藏地区以高山为主, 其海拔和坡度的变化对水热条件的影响远大于坡向对水热条件的影响, 故坡向与 K 值没有呈现出相关关系; 人类活动主要通过破坏地表植被, 改变土壤结构以影响 K 值, 而西藏 PD 仅为 3.6 人/ km^2 , 且集中于雅鲁藏布江流域, 导致广阔的藏北草原 $\text{PD} < 1$ 人/ km^2 。故 PD 在西藏范围内与 K 值未能呈现出显著相关。

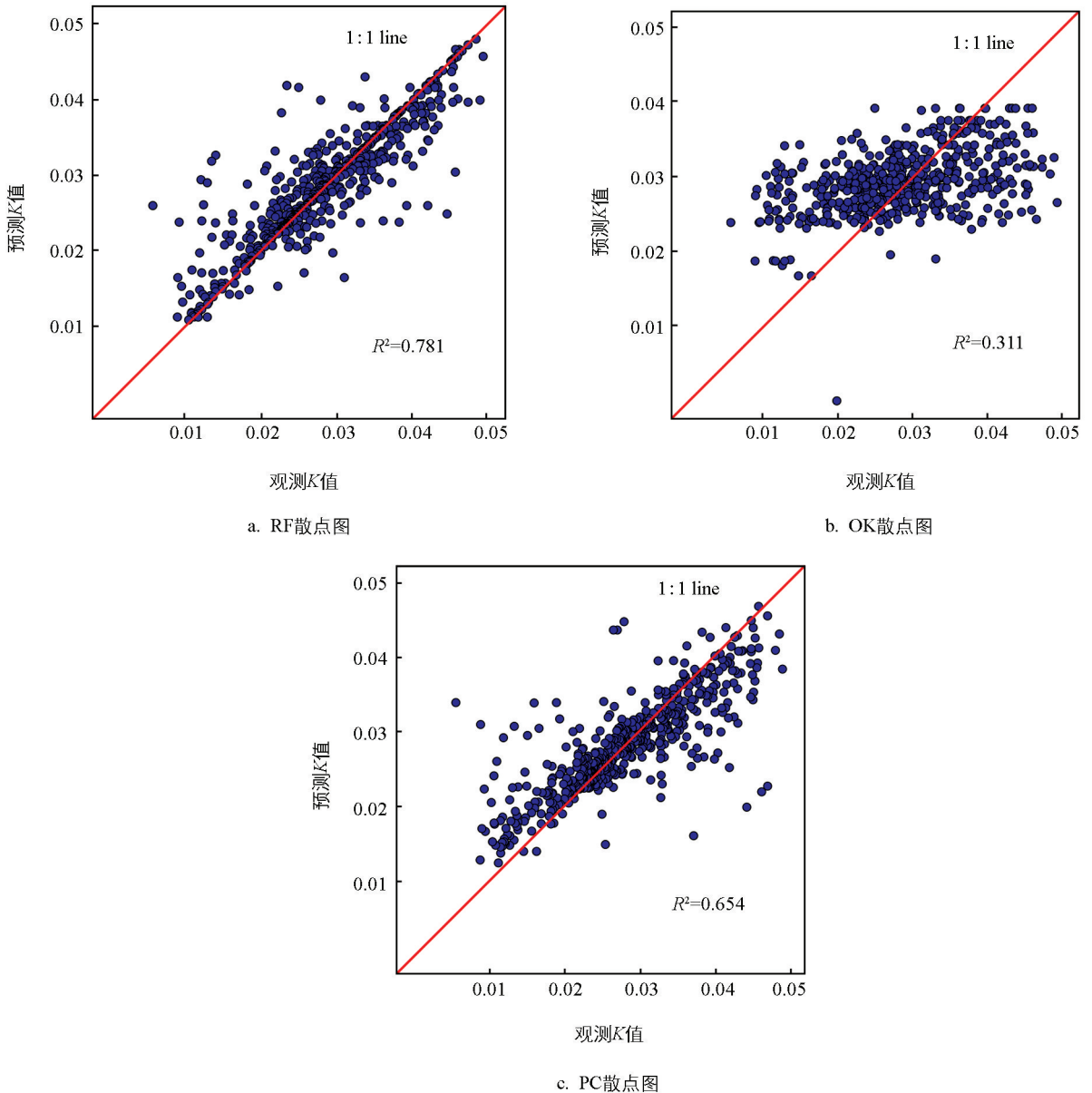
此外, 本研究还计算了 DEM、NP、NSH、NDVI、MAP、MAT、TRI 之间的相关性。其中, DEM 与 NP、NSH、MAT 和 MAP 等气候因子之间均呈现显著负相关, 其中与 MAT 的相关性最大, $p < 0.001$, 与 MAP 的相关性最小, $p < 0.01$ 。DEM 与 NDVI 和 TRI 2 项植被指标也均达到了显著负相关关系, $p < 0.001$ 。

由以上结果可知, K 值与所选环境协变量中的地形、气候和植被变量之间显著相关。

2.3.1.2 环境协变量影响 K 值的重要性排序

使用均方误差 (%IncMSE) 计算环境协变量对预测 K 值的相对重要性(图 5)。其结果表明, 所选环境协变量中, 对预测 K 值影响最大的是 NDVI, 其 %IncMSE 达到了 13.64%; 其次是 MAT、S 和 RVI, 这 3 个环境协变量的 %IncMSE $> 9\%$; DEM、AS、NSH、TRI、DVI 和 MAP 6 个环境协变量的 %IncMSE $> 7\%$ 。对预测 K 值影响最小的为 PD 数据, 其 %IncMSE 为 0.85%。地形因子的重要性占 35.04%, 植被因子的重要性占 31.31%, 气候因子的重要性占 29.88%, 人类活动的重要性占 3.77%。结果表明, 地形、植被和气候

因子是影响 K 值空间变异性的主要环境因素, 人类活动对 K 值的影响较小。



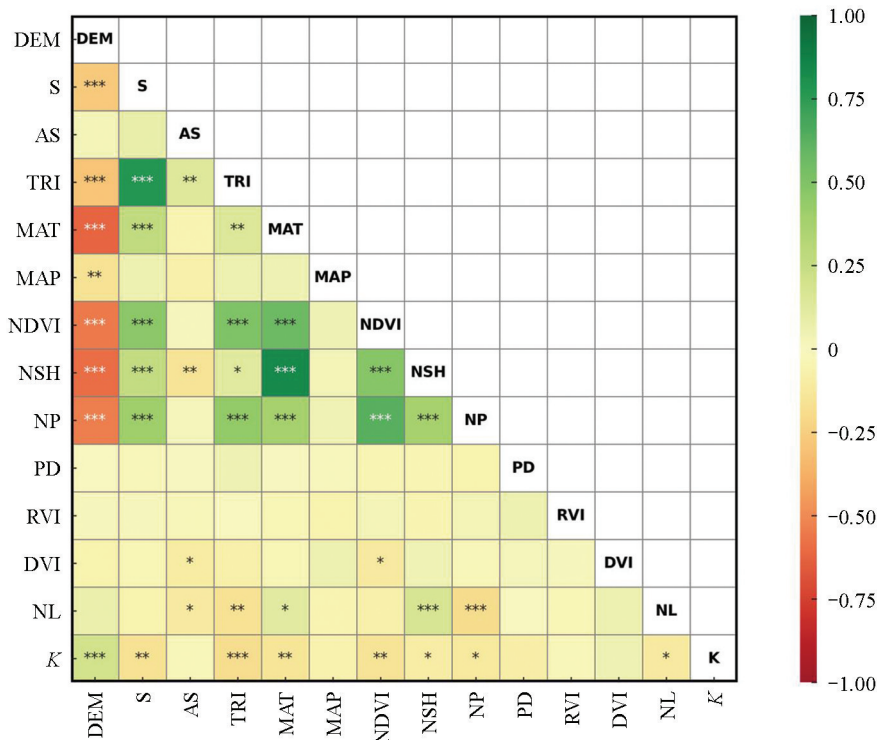
预测 K 值和观测 K 值的单位为: $t \cdot \text{hm}^2 \cdot \text{h}/(\text{hm}^2 \cdot \text{MJ} \cdot \text{mm})$ 。

图 3 RF、OK 和 PC 模型的 K 值预测值和观测值的散点图

2.3.2 预测 K 值的空间分布特征

使用 RF 模型, 将对其重要的环境数据(图 5)整合到预测的空间网格中。在此基础上, 生成研究区预测 K 值的空间分布图(图 6)。将预测 K 值利用自然间段点分级法分为 6 个水平, 分别是: 高(≥ 0.03638)、中高($0.03015 \sim 0.03637$)、中($0.02701 \sim 0.03014$)、中低($0.02542 \sim 0.02700$)、相对低($0.02228 \sim 0.02541$)、低(≤ 0.02227)。研究区预测 K 值为 $0.01605 \sim 0.04870 t \cdot \text{hm}^2 \cdot \text{h}/(\text{hm}^2 \cdot \text{MJ} \cdot \text{mm})$ 。高可蚀性区域约为 $0.95 \times 10^5 \text{ km}^2$, 占西藏地区总面积的 7.90%, 主要分布在藏西、藏中部分地区; 中高可蚀性的面积为 $2.02 \times 10^5 \text{ km}^2$, 占 16.83%; 中可蚀性的面积为 $2.87 \times 10^5 \text{ km}^2$, 占 23.86%; 中低可蚀性的面积为 $2.49 \times 10^5 \text{ km}^2$, 占 20.75%; 相对低可蚀性的面积为 $2.22 \times 10^5 \text{ km}^2$, 占 18.43%; 低可蚀性的面积为 $1.47 \times 10^5 \text{ km}^2$, 占 12.23%。 K 值总体呈现由西至东降低的趋势。

以上结果表明, 西部干旱荒漠区的年均降水量低, 植被覆盖稀少, 土壤发育不完全, 团聚体稳定性较差, 因此该地区 K 值较高。而在东南部湿润的林区范围内, 降雨丰富, 植被覆盖度高, 土壤发育完全, 土壤稳定性高, 因此该地区 K 值较低。在中部高原湖盆区, 其高原面地势平坦, 广泛分布湖积物和冰渍物, 兼具一定的保水能力和结构稳定能力。



* 表示 $p < 0.05$, ** 表示 $p < 0.01$, *** 表示 $p < 0.001$ 。

图 4 K 值与环境协变量之间的相关性结果

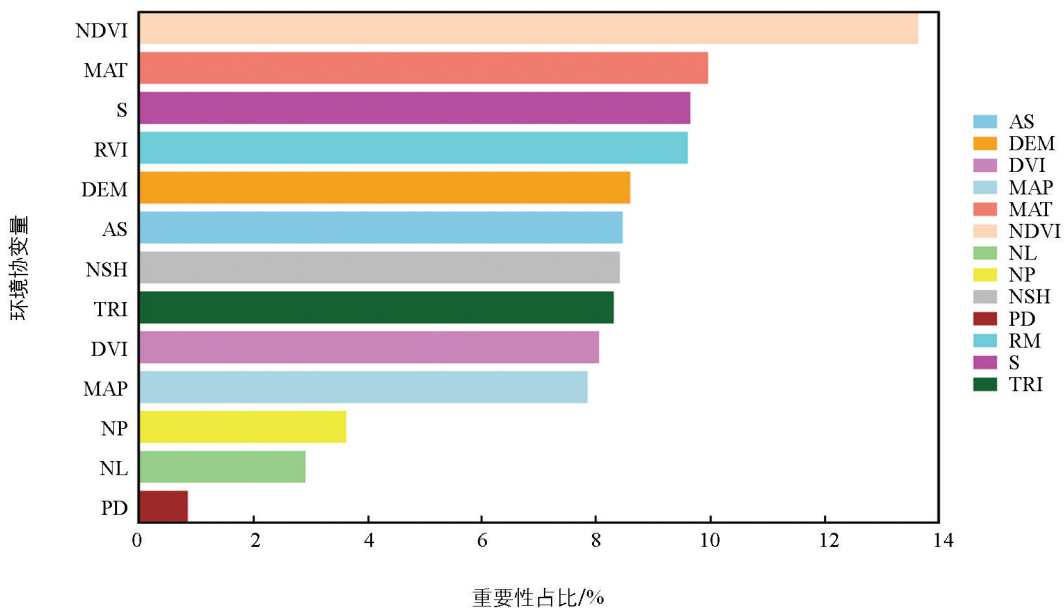
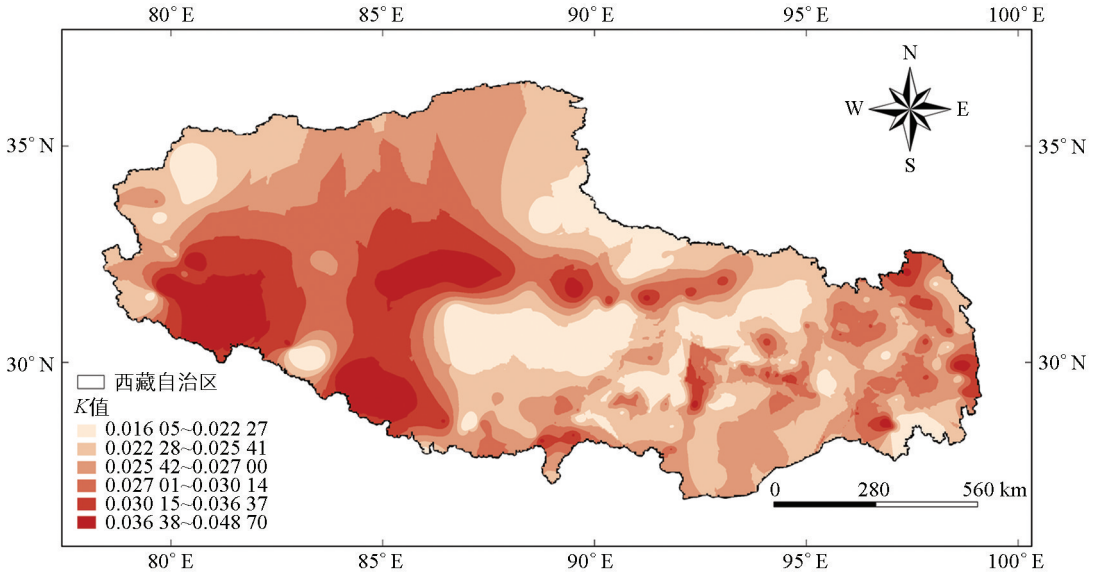


图 5 环境协变量的重要性排序



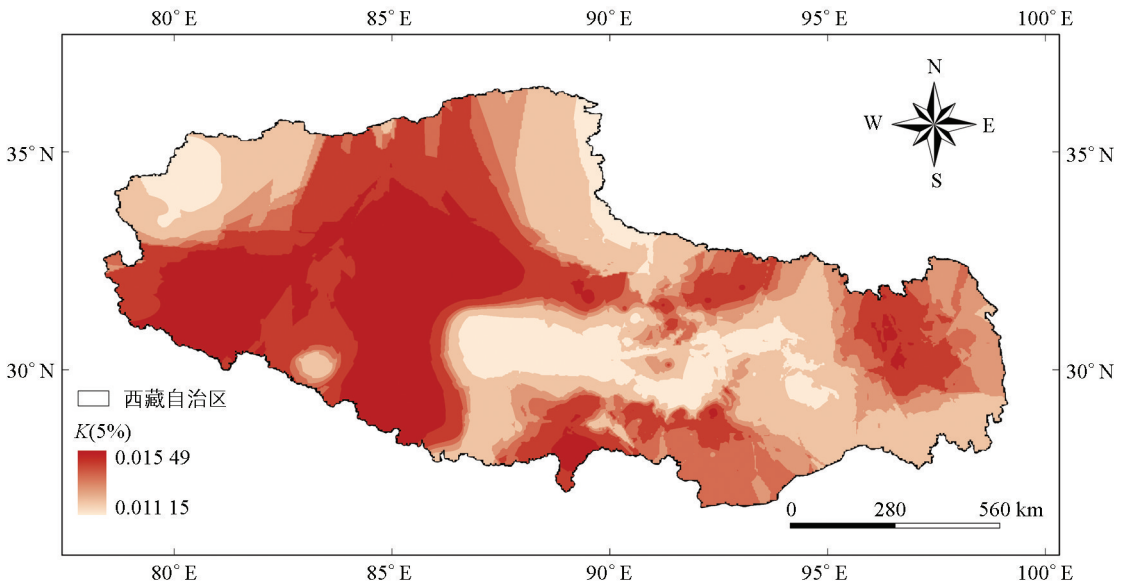
审图号：藏 S(2024)034 号

图 6 RF 方法求得的 K 值空间分布

2.3.3 K 值的不确定性估计

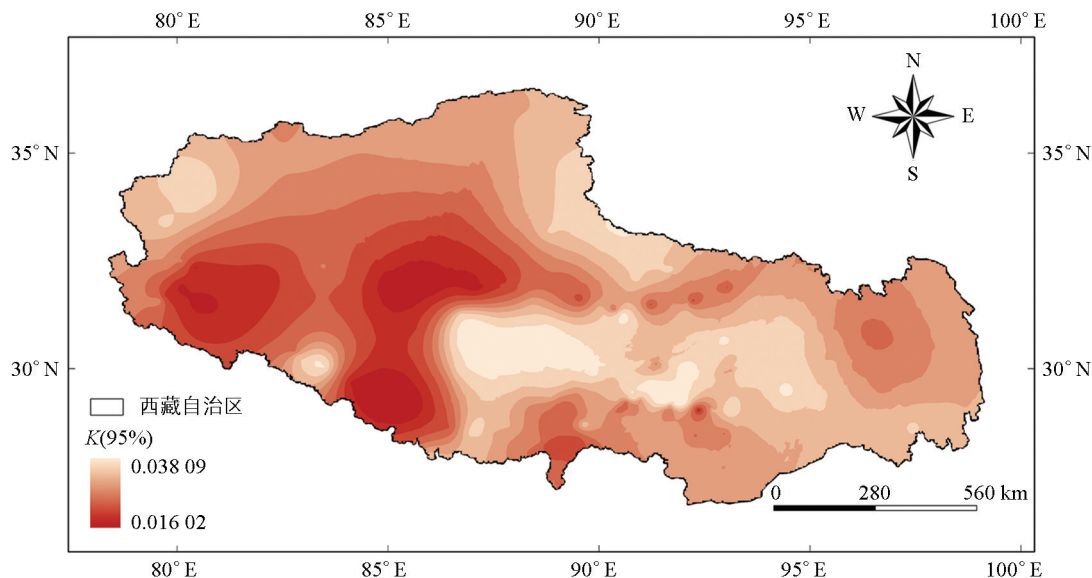
图 7 和图 8 显示了预测 K 值在第 5 百分位和第 95 百分位的分布情况，两个值的取值范围分别为 0.011 15~0.015 49 和 0.016 02~0.038 09。此外，由图 7 和图 8 可以看出 K 值的不确定性在两个百分位时具有一致性，都具有自西向东逐渐减小的趋势，总体西部和中部相对较高，东部、北部和中南部相对较低。图 9 显示了不确定性指数的分布情况，其取值范围为 0.271~0.816，其分布格局总体为中部、西部及北部地区的不确定性较高，东部、南部地区的不确定性较低。

结果表明，高不确定性区主要分布于西藏的中部、西部及北部地区，由于该区域属于西藏无人区，且本研究仅有 12 个样点分布在该区域，远少于东部、南部地区，RF 模型由于数据不足导致预测不确定性增大；中西部地形过渡带由于海拔的陡然爬升，导致年降水量增加，土壤类型变化巨大，因此模型预测不确定性增大。



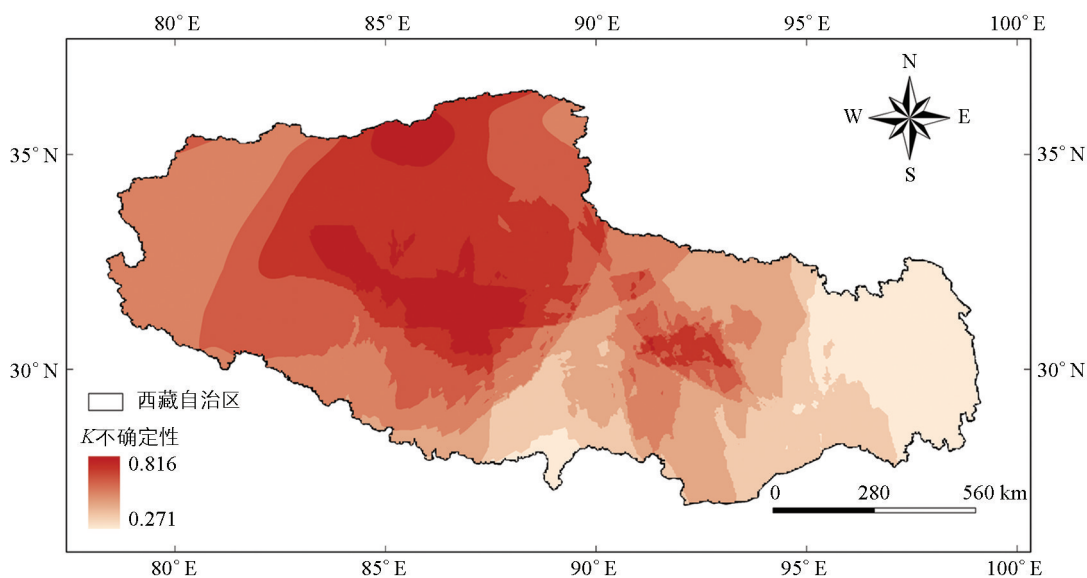
审图号：藏 S(2024)034 号

图 7 K 值 5% 预测不确定性图



审图号: 藏 S(2024)034 号

图 8 K 值 95% 预测不确定性图



审图号: 藏 S(2024)034 号

图 9 K 值的不确定性分布图

3 讨论与结论

3.1 讨论

环境因子对 K 值的影响评价显示, 地形、气候和植被是最主要的影响驱动因素, 其中地形的贡献最大。弓小平等^[41]、Yu 等^[23]与本研究的结论基本一致。地形变量中的海拔和坡度因子与 K 值的空间变化密切相关。其原因是, 海拔控制地表水和热量的再分配, 而地表水和热量影响着土壤颗粒的形成和转运, 因此海拔也控制着 K 值^[45]。此外, Gu 等^[46]在云南地区的研究发现, 当坡度小于 15° 时, K 值随坡度增大而增大, 当坡度大于 15° 时, K 值随坡度增大而减小, 且减小趋势更为明显。因此, 地形对土壤 K 值的影响值得深入研究。气候和植被一同决定了有机质的形成和储存^[45], 影响土壤结构的演化与稳

定,从而使得土壤有机质和土壤颗粒呈现出明显的环境变异特征,最终导致土壤可蚀性 K 值的空间差异性。人类活动对 K 值的空间变异影响最小,这一结论与西藏地广人稀、人类活动强度较弱的特点一致。尽管局部地区的放牧会对土壤产生一定的影响,但其范围和强度均有限,不足以影响整个 K 值的空间分布格局。

K 值的空间预测结果显示, K 值的高和中高侵蚀区、中和中低侵蚀区、相对低和低侵蚀区的面积分别占西藏面积的 24.73%、44.61%和 30.66%。王小丹等^[3]研究结果中的侵蚀面积与本研究有一定的偏差,主要原因可能是本研究对通过 RF 模型预测 K 值的计算中考虑了环境协变量对 K 值的影响;前人研究多聚焦于西藏局部地区或特定地貌类型^[23-28],而本研究覆盖整个西藏范围,采样区域包含了前人未充分采样的藏西北高寒荒漠区、藏北高原等含复杂地貌类型地区,导致西藏整体 K 值与局部研究结论存在一定的出入。此外,本研究整合了“二普”数据和 2023—2024 年实地采样数据,而前人的研究多依赖单一的“二普”数据或短期采样数据进行分析。 K 值空间变异总体上呈现由西南至东南降低的趋势,东南部处于较低水平,中部地区处于中和中低水平。这是由于藏西南地区的气候主要表现出干燥、降雨量低、年均温度低等特点,导致地表物质更加破碎,其土壤存在很多粗骨砾,导致 K 值较高。藏东地区高可蚀性的原因是该地区有干热河谷的分布,主要表现出高温、低湿度、低降雨量等特点,导致该地区的 K 值较高。通过本研究,明确西藏高可蚀性区域的分布范围,可以重点部署、精准施策、避免资源浪费,为西藏的土地利用规划、水土流失防治措施制定等方面提供科学依据。

尽管本研究的样本点位数已经有将近 600 个,但是某些地区由于技术原因无法到达,导致交叉验证的结果可能存在一定偏差。例如,中北部由于没有样点的覆盖而导致 RF 预测的 K 值不确定性偏大。未来,针对北部高海拔无人区采样困难的问题,可以采用无人机遥感反演技术和地面验证结合的方法进行,优化采样方法,通过精细化采样、多源数据融合和建模分析,进一步优化西藏土壤可蚀性 K 值的空间预测精度。

3.2 结论

1) RF 模型在西藏土壤可蚀性 K 值空间预测中表现最优,其精度显著高于 OK 模型和 PC 模型;RF 模型预测 K 值的取值范围为 $0.016\ 05 \sim 0.048\ 70\ \text{t} \cdot \text{hm}^2 \cdot \text{h}/(\text{hm}^2 \cdot \text{MJ} \cdot \text{mm})$ 。RF 的 R^2 达到了 0.781, RMSE 为 0.004。

2) 地形(35.04%)、植被(31.31%)、气候(29.88%)是影响 K 值的主要环境因子,人类活动贡献度仅 3.77%,反映出西藏土壤可蚀性 K 值主要受到自然条件的影响。

3) K 值空间预测结果显示,在空间上呈现“西南、东北部高,中部、东南部低”的分布格局,其高和中高侵蚀区、中和中低侵蚀区、相对低和低侵蚀区的面积分别占西藏面积的 24.73%、44.61%和 30.66%; K 值空间预测不确定性分布格局总体表现为:中部、西部及北部地区的不确定性较高,东部、南部地区的不确定性较低。

参考文献:

- [1] AMUNDSON R, BERHE A A, HOPMANS J W, et al. Soil and Human Security in the 21st Century [J]. Science, 2015, 348(6235): 1261071.
- [2] 韩桂粤. 基于卫星影像的水土流失土壤侵蚀模数研究分析 [J]. 价值工程, 2024, 43(1): 104-106.
- [3] 王小丹, 钟祥浩, 范建容. 西藏水土流失敏感性评价及其空间分异规律 [J]. 地理学报, 2004, 59(2): 183-188.
- [4] 彭双云, 杨昆, 洪亮, 等. 基于 USLE 模型的滇池流域土壤侵蚀时空演变分析 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(10):

- 138-146, 305.
- [5] 方广玲, 香宝, 赵卫, 等. 基于 GIS 和 RUSLE 的拉萨河流域土壤侵蚀研究 [J]. 水土保持学报, 2015, 29(3): 6-12.
- [6] 饶良懿, 徐也钦, 胡剑汝, 等. 砒砂岩覆土区小流域土壤可蚀性 K 值研究 [J]. 应用基础与工程科学学报, 2020, 28(4): 763-773.
- [7] 张宪奎, 许靖华, 卢秀琴, 等. 黑龙江省土壤流失方程的研究 [J]. 水土保持通报, 1992, 12(4): 1-9, 18.
- [8] 张爱国, 陕永杰, 景小元. 中国水蚀区土壤可蚀性指数诺模图的制作与查用 [J]. 山地学报, 2003, 21(5): 615-619.
- [9] 刘宝元, 张科利, 焦菊英. 土壤可蚀性及其在侵蚀预报中的应用 [J]. 自然资源学报, 1999, 14(4): 345-350.
- [10] 张科利, 彭文英, 杨红丽. 中国土壤可蚀性值及其估算 [J]. 土壤学报, 2007, 44(1): 7-13.
- [11] WISCHMEIER W H. A Soil Erodibility Nomograph for Farmland and Construction Sites [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 1971, 26: 189-193.
- [12] SHARPLEY A N, WILLIAMS J R. EPIC-Erosion/Productivity Impact Calculator: Model Determination. US Department of Agriculture [J/OL]. (1990-03-25) [2025-02-10]. https://www.researchgate.net/publication/287227323_EPIC-erosionproductivity_impact_calculator_1_Model_determination_US_Department_of_Agriculture.
- [13] SHIRAZI M A, BOERSMA L. A Unifying Quantitative Analysis of Soil Texture [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1984, 48(1): 142-147.
- [14] TORRI D, POESEN J, BORSELLI L. Predictability and Uncertainty of the Soil Erodibility Factor Using a Global Dataset [J]. *Catena*, 1997, 31(1/2): 1-22.
- [15] 梁万栋, 王小姣, 高志康, 等. 西藏尼洋河流域河谷地带土壤可蚀性 K 值空间分布特征 [J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2023, 51(12): 101-110.
- [16] 辜世贤, 王小丹, 刘淑珍. 青藏高原东部矮西沟流域土壤可蚀性研究 [J]. 水土保持研究, 2011, 18(1): 77-81.
- [17] 张科利, 蔡永明, 刘宝元, 等. 土壤可蚀性动态变化规律研究 [J]. 地理学报, 2001, 56(6): 673-681.
- [18] 郑海金, 杨洁, 喻荣岗, 等. 红壤坡地土壤可蚀性 K 值研究 [J]. 土壤通报, 2010, 41(2): 425-428.
- [19] 崔晓薇, 张喜凤, 梁水明. 祁连山综合土壤可蚀性指数与环境因子的关联性 [J]. 山地学报, 2024, 42(1): 14-26.
- [20] 梁音, 刘宪春, 曹龙熹, 等. 中国水蚀区土壤可蚀性 K 值计算与宏观分布 [J]. 中国水土保持, 2013(10): 35-40, 79.
- [21] 王小丹, 钟祥浩, 王建平. 青藏高原土壤可蚀性及其空间分布规律初步研究 [J]. 干旱区地理, 2004, 27(3): 343-346.
- [22] BASKAN O. Analysis of Spatial and Temporal Changes of RUSLE-K Soil Erodibility Factor in Semi-Arid Areas in Two Different Periods by Conditional Simulation [J]. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 2022, 68(12): 1698-1710.
- [23] YU W, JIANG Y F, LIANG W D, et al. High-Resolution Mapping and Driving Factors of Soil Erodibility in Southeastern Tibet [J]. *Catena*, 2023, 220: 106725.
- [24] ZI Q G, HUA K Z, CHEN W J, et al. Impacts of 21-Year Field Warming on Soil Erodibility in the Qinghai-Tibetan Plateau, China [J]. *Geoderma*, 2022, 405: 115382.
- [25] 李笑雨, 白金珂, 王力. 青藏高原南部不同土地利用方式土壤可蚀性分析 [J]. 中国水土保持科学(中英文), 2024, 22(4): 68-74.
- [26] 李笑雨. 青藏高原南部土壤理化特性及土壤质量评价研究 [D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2023.
- [27] 王小姣. 藏东南典型高山与极高山地带土壤可蚀性 K 因子值估算 [D]. 林芝: 西藏农牧学院, 2023.
- [28] 乔锋, 王明刚, 李晶, 等. 色季拉山垂直气候带土壤可蚀性研究 [J]. 西南林业大学学报(自然科学), 2018, 38(6): 121-126.
- [29] 田芷源, 梁音, 赵院, 等. 中国水蚀区土壤可蚀性因子更新方法与应用 [J]. 中国水土保持科学(中英文), 2023, 21(6): 63-70.
- [30] 李笑雨, 白金珂, 王力. 青藏高原南部不同土地利用方式土壤可蚀性分析 [J]. 中国水土保持科学(中英文), 2024, 22(4): 68-74.

- [31] SUN L H, LIU F, ZHU X C, et al. High-Resolution Digital Mapping of Soil Erodibility in China [J]. *Geoderma*, 2024, 444: 116853.
- [32] 鲍士旦. 土壤农化分析 [M]. 3 版. 北京: 中国农业出版社, 2000.
- [33] BURGESS T M, WEBSTER R. Optimal Interpolation and Isarithmic Mapping of Soil Properties: The Semi-Variogram and Punctual Kriging [J]. *European Journal of Soil Science*, 2019, 70(1): 11-19.
- [34] 王智, 杨胜刚, 范业晨, 等. 重庆市石柱县烟田土壤养分空间异质性分布及评价 [J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2023, 45(11): 42-52.
- [35] BREIMAN L. Random Forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45: 5-32.
- [36] LIU F, ZHANG G L, SONG X D, et al. High-Resolution and Three-Dimensional Mapping of Soil Texture of China [J]. *Geoderma*, 2020, 361: 114061.
- [37] YE Y C, JIANG Y F, KUANG L H, et al. Predicting Spatial Distribution of Soil Organic Carbon and Total Nitrogen in a Typical Human Impacted Area [J]. *Geocarto International*, 2022, 37(15): 4465-4482.
- [38] MCBRATNEY A B, MENDONÇA SANTOS M L, MINASNY B. On Digital Soil Mapping [J]. *Geoderma*, 2003, 117(1/2): 3-52.
- [39] STROBL C, BOULESTEIX A L, KNEIB T, et al. Conditional Variable Importance for Random Forests [J]. *BMC Bioinformatics*, 2008, 9: 307.
- [40] NIELSEN D R, BOUMA J. Soil Spatial Variability [J]. *Handbook of Soil Sciences*, 1985, 10: 127786369.
- [41] 弓小平, 杨毅恒. 普通 Kriging 法在空间插值中的运用 [J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2008, 38(6): 878-882.
- [42] 王艳萍, 李新庆, 赵慧, 等. 基于 ArcGIS 的宁夏降水空间插值方法对比分析 [J]. *长江信息通信*, 2023(2): 125-127.
- [43] 肖志伟. 基于多变量随机森林的黄土高原土壤粒径空间分布预测与分析 [D]. 武汉: 湖北大学, 2023.
- [44] 谭永滨, 谢剑亮, 冉江华, 等. 基于 RUSLE 的鄱阳湖流域土壤侵蚀时空特征及影响因素分析 [J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2023, 45(9): 46-56.
- [45] ZHU G Y, TANG Z S, SHANGGUAN Z P, et al. Factors Affecting the Spatial and Temporal Variations in Soil Erodibility of China [J]. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 2019, 124(3): 737-749.
- [46] GU Z J, HUANG Y, FENG D T, et al. Towards Mapping Large Scale Soil Erodibility by Using Pedological Knowledge [J]. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 2021, 67(6): 809-821.

责任编辑 包颖