

基于环境变量辅助的不同地形单元土壤类型数字制图研究

叶回春^{1,2} 聂超甲^{1,2} 张越^{1,3} 周艳兵⁴ 王红叶⁵ 黄元仿⁶

(1. 可持续发展大数据国际研究中心, 北京 100094; 2. 中国科学院空天信息创新研究院数字地球重点实验室, 北京 100094;
3. 太原理工大学水利科学与工程学院, 太原 030024; 4. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097;
5. 农业农村部耕地质量监测保护中心, 北京 100125; 6. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193)

摘要: 土壤类型图反映了不同土壤类型的地理分布及其特征, 为土壤资源利用、保护和管理提供了科学基础。基于土壤-环境关系的数字土壤制图方法是快速获取高精度、高分辨率土壤空间分布信息的重要手段, 但针对不同地形单元的适用性及制图精度仍需进一步探讨。本文以北京市平谷区为研究区, 将其划分为山地丘陵区和平原区2个地形单元, 基于土壤调查点和随机森林算法, 构建土壤-环境变量关系模型, 进行不同地形单元的土壤类型数字制图。结果表明, 山地丘陵区土类、亚类、土属和土种数字制图总体精度 (Overall accuracy, OA) 分别为 100%、93.1%、89.7% 和 75.9%; 而平原区土类、亚类、土属和土种数字制图 OA 分别为 73.7%、55.3%、52.6% 和 23.7%。这表明在山地丘陵区, 环境变量辅助的土壤类型数字制图具有较好的精度, 而在平原区, 这种精度会显著降低。随着土壤类型分类单元从土类到土种的精细化, 环境变量辅助的土壤类型制图精度也逐渐下降。建议在资源有限的情况下, 对于山地丘陵区, 可以充分利用易获取的环境变量数据来提升土壤类型制图精度; 而对于平原区, 则需适当增加土壤类型剖面数量以提高制图精度。研究结果为其他地区土壤类型数字化制图提供了实践案例和技术支持。

关键词: 数字制图; 环境变量; 土壤类型; 随机森林; 地形

中图分类号: S155 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)10-0371-08

OSID:



Digital Mapping of Soil Types in Different Topographical Units Assisted by Environmental Variables

YE Huichun^{1,2} NIE Chaojia^{1,2} ZHANG Yue^{1,3} ZHOU Yanbing⁴ WANG Hongye⁵ HUANG Yuanfang⁶

(1. International Research Center of Big Data for Sustainable Development Goals, Beijing 100094, China

2. Key Laboratory of Digital Earth Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

3. College of Water Resources Science and Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China

4. Information Technology Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

5. Cultivated Land Quality Monitoring and Protection Center, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100125, China

6. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China)

Abstract: Soil type mapping reveals the geographical distribution and characteristics of soils and provides a scientific basis for the use, protection and management of soil resources. The digital soil mapping method based on the soil - environment relationship is an important means for quickly acquiring high-precision and high-resolution soil spatial distribution information. However, its applicability and mapping accuracy for different topographical units require further investigation. Taking Pinggu District of Beijing, China as the research area, and dividing it into two terrain units: mountainous and hilly regions and plain regions. The random forest algorithm was used to establish a model linking soil types to environmental variables, upon which digital mapping of soil types was conducted for both terrain units, with mapping accuracy being compared subsequently. The results showed that the overall accuracy (OA) of digital mapping for soil group, subgroup, soil genus and soil species in mountainous and hilly regions was

收稿日期: 2024-06-25 修回日期: 2024-07-23

基金项目: 第三次新疆综合科学考察项目(2022xjkk1100)、北京市第三次土壤普查土壤类型名称与边界校正项目(1191/69193030)和中国科学院青年创新促进会会员项目(20211119)

作者简介: 叶回春(1985—), 男, 副研究员, 博士, 主要从事农业生态与可持续发展研究, E-mail: yehc@aircas.ac.cn

通信作者: 黄元仿(1969—), 男, 教授, 博士, 主要从事计量土壤学与数字农业研究, E-mail: yfhuang@cau.edu.cn

100% , 93.1% , 89.7% and 75.9% , respectively , whereas the OA of soil group , subgroup , soil genus and soil species in plain regions was 73.7% , 55.3% , 52.6% and 23.7% , respectively. These results indicated that digital mapping of soil types using environmental variables performed well in mountainous and hilly regions , but its efficacy noticeably diminished in plain regions. As the classification units of soil types became more granular , transitioning from soil groups to soil species , the accuracy of soil type mapping supported by environmental variables was gradually decreased. It was recommended to make full use of readily available environmental variable data to enhance the accuracy of soil type mapping in mountainous and hilly regions. In plain regions , it was necessary to appropriately increase the number of soil type profiles to improve mapping accuracy. The research result can provide practical examples and technical support for digital soil type mapping in other regions.

Key words: digital mapping; environmental variable; soil type; random forest; terrain

0 引言

为全面摸清我国土壤质量,服务国家粮食安全、生态安全,促进农业农村现代化和生态文明建设,我国于 2022 年正式启动第三次全国土壤普查^[1]。土壤是维系人类活动和动植物生长的载体,在各项农业生产活动中发挥不可替代的作用,是极为重要的自然资源^[2]。通过土壤类型制图的手段,摸清不同土壤类型的地理分布及其特征,为土壤资源可持续利用、保护、管理和相关决策提供科学依据。

传统的土壤类型制图是通过在野外调查,对土壤剖面形态和地理环境进行观察记载,以手工勾绘方式,依据航空影像等进行校准核实来完成^[3]。这种方法不仅工作周期长,而且耗费大量人力,无法保证数据时效性,也使制图准确性受到影响。近年来,随着信息技术、地理信息系统及遥感技术、卫星导航定位技术的快速发展,数字土壤制图逐渐表现出其优良的制图能力。数字土壤制图是基于土壤-环境理论,借助地理信息系统中的空间分析方法和数学规则,通过建立土壤空间分布信息与成土环境要素之间的关系,进而根据环境要素模拟出土壤类型或土壤属性在空间上的分布情况^[4-6]。数字土壤制图研究近年来发展迅速,也涌现出了很多基于环境协同变量构建的土壤类型或土壤属性制图模型,诸如广义线性模型^[7-8]、分类回归树模型^[9]、神经网络模型^[10]、支持向量机^[11]、模糊分类^[12]、随机森林^[13-14]等。其中,随机森林算法可以有效避免原始数据缺失及噪声、异常值造成的精度低等问题,在土壤分类应用上具有一定优势,在开展数字土壤制图领域中土壤类型、属性信息获取也广泛应用^[15]。地形因素是土壤形成发育的主要影响因素之一,在不同的地形条件下,土壤的形成过程和发育阶段会有所不同,导致土壤类型和性质的差异^[16-17]。在数字土壤制图中,已有较多研究探讨了利用环境变量在不同地形条件下提高土壤属性(如有机质等)制图的精

度^[18-19],但在土壤类型制图中尚不多见。

本文以北京市平谷区为研究区,将全区划分为山地丘陵区和平原区 2 个地形单元,利用地面点位数据和多源环境变量数据,构建基于随机森林算法的土壤-环境变量关系模型,探究不同地形单元下基于环境变量辅助的土壤类型制图精度,以期为其他地区土壤类型数字制图提供案例参考和技术支撑。

1 研究区概况与数据处理

1.1 研究区概况

以北京市平谷区为研究区,地处东经 116°55′ ~ 117°24′、北纬 40°01′ ~ 40°22′之间,地理位置如图 1 (山地丘陵区和平原区界线以高程 100 m 进行划分^[20])所示。平谷区由北部、东部、南部山地丘陵区和中部、西南部平原区两大地形地貌单元组成,地势由东北向西南倾斜,中间平缓,呈倾斜簸箕状。母质以冲洪积物、砂砾岩和白云岩为主,以及少量分布的变质岩和侵入岩。植被覆盖优势突出,以油松、侧柏、山杨等为主,截至 2018 年林木覆盖率已达 67.9%。内有沟河、洳河、金鸡河 3 条河流,其中,沟河全长 206 km,横贯全区南部,东南入境,西南出境。气候属暖温带大陆性季风气候区,年均气温 11.7℃,年均降水量 629.4 mm,其中约 72% 集中在夏季^[21]。山地丘陵区种植桃园果树为主,平原区种植粮菜为主。全区土壤质地以壤质为主。根据第二次土壤普查结果,平谷区土壤有 5 个土类,分别为棕壤、褐土、粗骨土、潮土和水稻土。其中,褐土面积最大,主要分布在平谷东、北部低山丘陵区及少量平原区,潮土主要分布在西南部平原地区,棕壤主要分布在北部高海拔地区。

1.2 数据获取与处理

1.2.1 土壤类型点位数据

获取土壤剖面点位数据共 219 个,包括三普土壤剖面点、二普土壤剖面点和 2005 年土壤剖面点

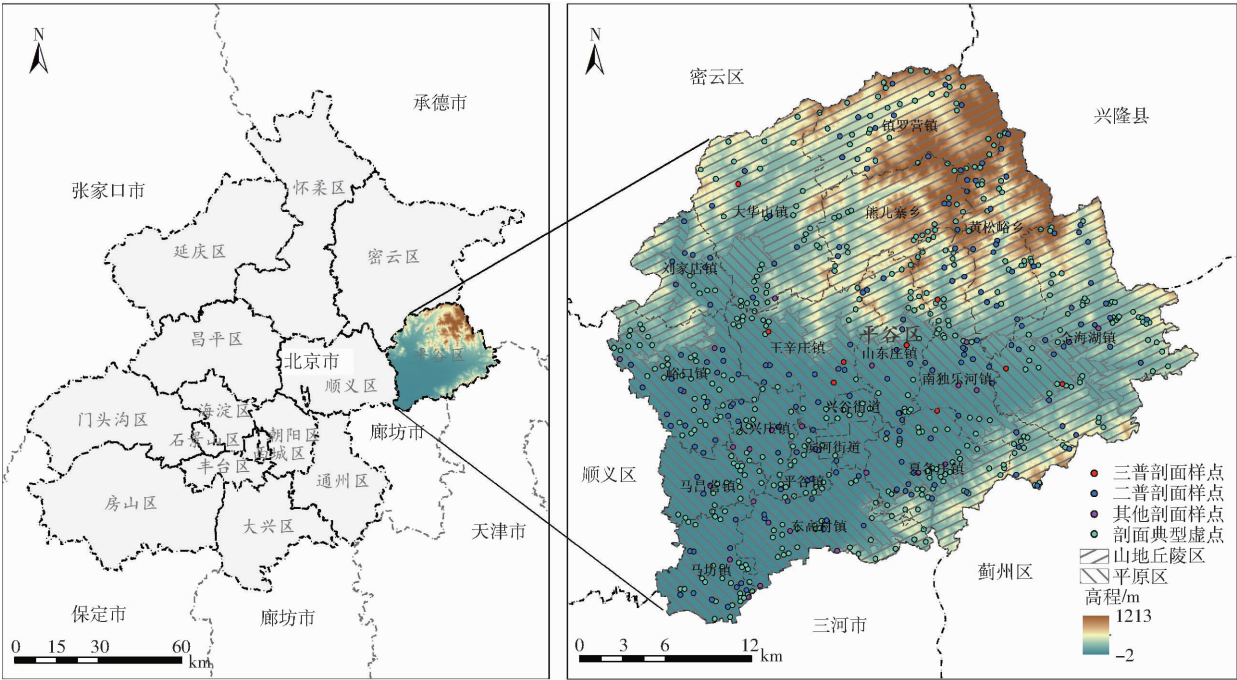


图 1 研究区地理位置及土壤点位分布图

Fig. 1 Geographic location and soil points distribution map of study area

等数据,具体点位分布情况见图 1。其中,三普土壤剖面数据来源于平谷区土壤三普办公室,共 9 个;二普土壤剖面点和 2005 年土壤剖面点数据来源于北京市数字土壤系统数据库,分别为 185 个和 25 个。

另外,为了提高建模精度,利用高分遥感影像和高程、坡度、母质等关键成土因素以及历史剖面点位数据,根据先验知识和景观特征、地形部位等因素的相近或相似性,判断各土种形成的高可信度空间范围^[22],在卫星影像图上标记土壤典型虚点 423 个。

上述土壤类型点位总计 642 个,随机选取 90% 作为训练样本 (578 个),剩余 10% 作为验证样本 (64 个),具体点位情况见表 1。

表 1 不同地形单元的土壤类型点位数据汇总

Tab.1 Statistics of soil points for different terrains

地形类型	点位数量					
	棕壤	褐土	粗骨土	潮土	水稻土	总计
山地丘陵区	24	249	12	0	0	285
平原区	0	209	0	142	6	357
全区	24	458	12	142	6	642

1.2.2 环境协变量数据

土壤形成的关键因素普遍认为是母质、气候、生物、地形和时间,但在小尺度空间内,气候和时间的影

响通常可忽略^[23]。考虑平谷区的土壤景观特点和成土环境条件,选取与土壤类型形成与演变密切相关的环境协变量包括母质、地形、植被、土地利用、

水文、质地等 11 个指标来辅助进行土壤类型数字制图,各环境协变量信息如表 2 所示。

表 2 选取的环境协变量信息汇总

Tab.2 Information on data of environment variables

环境协变量	数据来源	分辨率/m
成土母质 (SM)	北京市土壤数字系统数据库	30.0
高程 (EL)	ALOS DEM 数据	12.5
坡度 (SE)	根据 DEM 计算	12.5
坡向 (AT)	根据 DEM 计算	12.5
剖面曲率 (PFC)	根据 DEM 计算	12.5
地形湿度指数 (WI)	根据 DEM 计算	12.5
近 5 年 5—9 月 NDVI 均值 (NDVI_5)	Sentinel-2 卫星数据	10.0
近 5 年 11 月—次年 3 月 NDVI 均值 (NDVI_11)	Sentinel-2 卫星数据	10.0
土地利用类型 (LT)	北京市土壤数字系统数据库	30.0
与水系距离 (DR)	北京市土壤数字系统数据库	30.0
质地类型 (ST)	北京市土壤数字系统数据库	30.0

母质,即风化后的地壳岩石矿物,为土壤形成提供物质基础和骨架,对土壤性质有显著影响^[24],故本文将其作为土壤类型数字制图的环境协变量之一。地形通过影响物质和能量的分布间接作用于土壤形成,如山坡上的水热条件差异和地表物质的侵蚀速度。参考文献[25—26],本文选择高程、坡度、坡向、剖面曲率、地形湿度指数等多个地形表征指标

作为数字制图环境协变量。植被通过减少土壤冲刷和提高雨水渗透,促进腐殖质形成,增加孔隙率,改善土壤性质。使用遥感归一化植被指数(NDVI)来反映植被覆盖状况,并采用2018—2022年间的季节性NDVI均值作为土壤类型数字制图的环境协变量^[27-28]。土地利用变化由人类活动驱动,可直接影响土壤性质和环境。选择土地利用类型作为数字制图环境协变量之一^[29]。水文因素通过影响土壤的水分状况、温度条件、侵蚀和沉积作用等,对土壤的形成、发育和性质具有深刻影响。选择与水系距离作为数字制图环境协变量之一。土壤质地是土壤的一个重要自然属性,揭示了土壤的来源和形成过程的某些特性,同时对土壤肥力有显著影响。因此,在土壤分类系统中,土壤质地类型通常被用作基础分类的一个关键指标^[30]。选择质地类型作为数字制图环境协变量之一。

因各环境协变量空间数据存在坐标系和尺度不一致等问题,将所有数据统一地理坐标系为CGCS2000,空间分辨率统一重采样到30 m。

2 研究方法

2.1 研究思路

主要研究思路和技术流程如下:①地形单元划分。根据研究区地形地貌特征,划分了山地丘陵区、平原区2个地形单元。②地面样点准备。获取实际地面土壤类型剖面点数据和典型虚点数据,形成地面样点数据库,随机分成训练样点和验证样点两部分。③环境协变量选择。基于模糊逻辑和专家知识形成的土壤-环境理论,综合考虑母质、地形、植被、土地利用、水文和质地等环境因素对土壤形成的影响,选取SM、EL、SE、AT、PFC、WI、NDVI_5、NDVI_11、LT、DR和ST共11个成土环境指标作为环境协变量。④土壤-环境变量关系模型构建。利用578个土壤类型训练样本数据,通过ENVI平台的二次开发功能编写随机森林算法,建立土壤类型与一定范围内变化的环境协变量组合的对应关系,通过调整节点分裂数(m-try)和决策树数量(n-tree)等参数完成土壤-环境关系模型构建。⑤数字制图。利用构建的土壤-环境变量关系模型进行土壤类型制图,并利用ENVI工具进行小斑块聚类、栅矢转换、图斑合并、平滑面等图斑细节优化,最终得到研究区土类、亚类、土属和土种的推测分布图。⑥精度验证。利用64个土壤类型验证样本数据,通过对比分析推测结果的验证精度和环境变量的重要性程度,探究环境变量辅助土壤类型制图技术对不同地形单元的适用性。

2.2 随机森林算法

随机森林算法是基于多棵决策树集成的算法,既可用于构建分类模型也可用于构造回归模型。近年来,随机森林算法因其计算速度快、稳定性强、精度较高等优点,在土壤、农作物信息等领域得到广泛应用^[31]。本文通过随机森林分类构建模型,进而获取整个平谷区不同级别的土壤类型分布信息。在随机森林分类模型构建过程中,未被用于训练的样本可组成 m 个袋外样本,产生袋外误差(Out of bag error),用于确定模型参数。在每棵决策树建成后,算法还能自动对袋外样本值进行预测。

同时,随机森林算法还可以利用袋外误差计算特征变量重要性。首先,根据袋外数据计算随机森林中每棵决策树的袋外误差,记为 e_i ;然后,随机变动袋外数据第 i 个特征变量 X_i 的值,并计算出改变后的袋外误差,记为 e_{ii} ;最后,计算变量 X_i 的重要性 $V(X_i)$,计算式为^[32]

$$V(X_i) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_{ii} - e_i)$$

式中 N ——特征变量数

X_i 变量变化引起的袋外误差增加越大,精度减少越多,说明该变量越重要。

2.3 精度验证方法

利用验证样本,采用混淆矩阵、总体分类精度(Overall accuracy,OA)和Kappa系数来进行土壤类型推测制图精度的验证^[33]。OA指被正确分类的类别个数占总类别个数百分比,通常用于衡量整体制图准确度,值越大说明准确度越高。Kappa系数表示分类结果与实际地物类型的吻合程度,取值范围为 $[-1,1]$,通常大于0,不同的Kappa系数表示不同程度的一致性:小于0.2表示较差,0.2~0.4表示一般,0.4~0.6表示中等,0.6~0.8表示较强,0.8~1.0表示很强。

3 结果与分析

3.1 不同地形单元的土壤类型数字制图精度对比

不同地形单元的环境变量辅助土壤类型数字制图精度对比结果如表3所示。全区土类、亚类、土属和土种数字制图总体精度(OA)分别为85.1%、71.6%、68.7%和46.3%,Kappa系数分别为0.63、0.62、0.62和0.39,其中,土类、亚类和土属表现为较强一致性程度,而土种表现为一般一致性程度。山地丘陵区土类、亚类、土属和土种数字制图OA分别为100%、93.1%、89.7%和75.9%,Kappa系数分别为1.00、0.89、0.88和0.73,其中,土类、亚类和土属表现为很强一致性程度,土种也达到较强一致

性程度。平原区土类、亚类、土属和土种数字制图 OA 分别为 73.7%、55.3%、52.6% 和 23.7%，Kappa 系数分别为 0.47、0.44、0.41 和 0.18，其中，土类、亚类和土属均为中等一致性程度，而土种一致性程度较差。

表 3 不同地形单元的环境变量辅助土壤类型数字制图精度对比结果

土壤类型级别	全区		山地丘陵区		平原区	
	OA/	Kappa	OA/	Kappa	OA/	Kappa
	%	系数	%	系数	%	系数
土类	85.1	0.63	100	1.00	73.7	0.47
亚类	71.6	0.62	93.1	0.89	55.3	0.44
土属	68.7	0.62	89.7	0.88	52.6	0.41
土种	46.3	0.39	75.9	0.73	23.7	0.18

从不同地形单元来看，山地丘陵区各级土壤类型的数字制图精度 OA 和 Kappa 系数明显高于平原区各级水平，整体精度由大到小依次为：山地丘陵区、平原区、全区。山地丘陵区与平原区相比，土类 OA 高 26.3 个百分点，亚类高 37.8 个百分点，土属高 37.1 个百分点，而土种高 52.2 个百分点，表明该地区山地丘陵区的环境变量辅助土壤类型数字制图精度优于平原区，尤其在更为精细的土壤类型分类制图中，环境变量辅助土壤类型数字制图技术在山地丘陵区依然能表现出较好的精度，而其在平原区的适用性却大大降低。

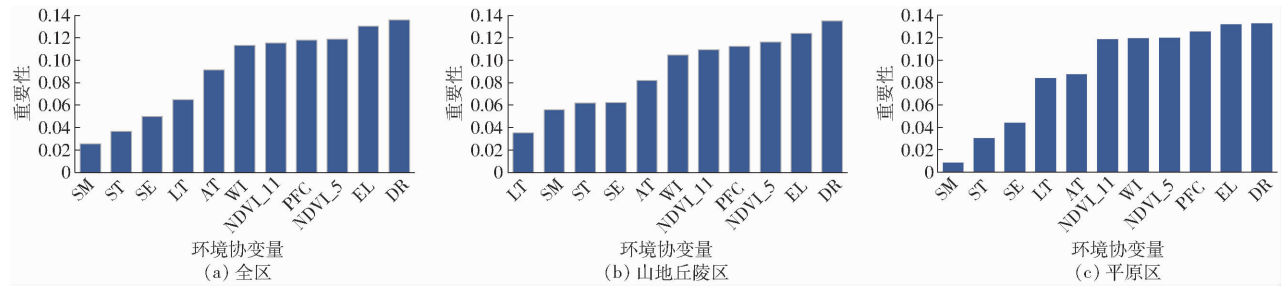


图 2 不同地形单元各环境协变量重要性

Fig. 2 Importance degree map of various environmental variables for different terrains

3.3 土壤类型数字制图

根据平谷区地形单元分区，将山地丘陵区和平原区分别进行环境变量辅助的土壤类型制图，然后合并成平谷全区土壤类型分布图，如图 3 所示。由图 3 可知，平谷区土壤涉及 5 个土类、10 个亚类、20 个土属、42 个土种。土类中，褐土分布面积最大，占全区面积的 87.1%。其下属亚类中，淋溶褐土面积最大，几乎占褐土面积的 1/2，主要分布在北部山地丘陵地区；其次是典型褐土，占褐土面积近 1/3，主要分布在北部山地的岗台阶地和沟谷地区，包括镇

从不同土壤类型来看，无论是山地丘陵区还是平原区，制图精度由大到小均依次为：土类、亚类、土属、土种，说明在土壤类型高级分类单元制图中，环境变量辅助数字制图技术适用性更好；随着土壤类型分类的精细化，这种适用性效果会逐渐减弱。

3.2 环境协变量重要性分析

为对比不同地形单元下各环境协变量重要性，利用随机森林算法计算 11 个环境协变量的特征重要性，并进行归一化处理^[34]，如图 2 所示。从各环境协变量的重要性排序上看，全区由大到小依次为 DR、EL、NDVI_5、PFC、NDVI_11、WI、AT、LT、SE、ST、SM，而山地丘陵区由大到小依次为 DR、EL、NDVI_5、PFC、NDVI_11、WI、AT、SE、ST、SM、LT，平原区由大到小依次为 DR、EL、PFC、NDVI_5、WI、NDVI_11、AT、LT、SE、ST、SM。从不同地形单元来看，无论是山地丘陵区还是平原区，重要性程度排序前七的环境变量均为水文、地形、植被等相关变量，表明水文、地形、植被等因素对各地形单元的土壤类型数字制图具有重要作用。存在较大不同的是，在山地丘陵区，LT 重要性程度最低，而在平原区 LT 重要性程度上升至第 8 位，一定程度上说明了土地利用对平原区数字土壤制图的贡献程度比山地丘陵区高。该部分环境协变量重要性分析内容只是为了直观了解各环境变量在各自地形单元下对土壤类型数字制图的重要性程度，至于在何种地形单元下效果更好还需结合制图精度综合来评判。

罗营镇、大华山镇和南独乐河镇等；潮褐土也有较大面积分布，占褐土面积近 1/5，主要分布在北部大兴庄镇和马坊镇等平原地区；另外，还有少面积的褐土性土和石灰性褐土零星分布。潮土分布面积也较大，占全区面积的 10.1%。其下属亚类包括脱潮土和典型潮土，主要分布在南部平原地区。棕壤和粗骨土分布面积分别占全区面积的 2.0% 和 1.3%，主要分布在北部和东部高海拔山地丘陵地区。水稻土零星分布在南部平原地区，面积不足 0.1%。因此，在全区范围内由东北到西南、地势从高到底，呈现出

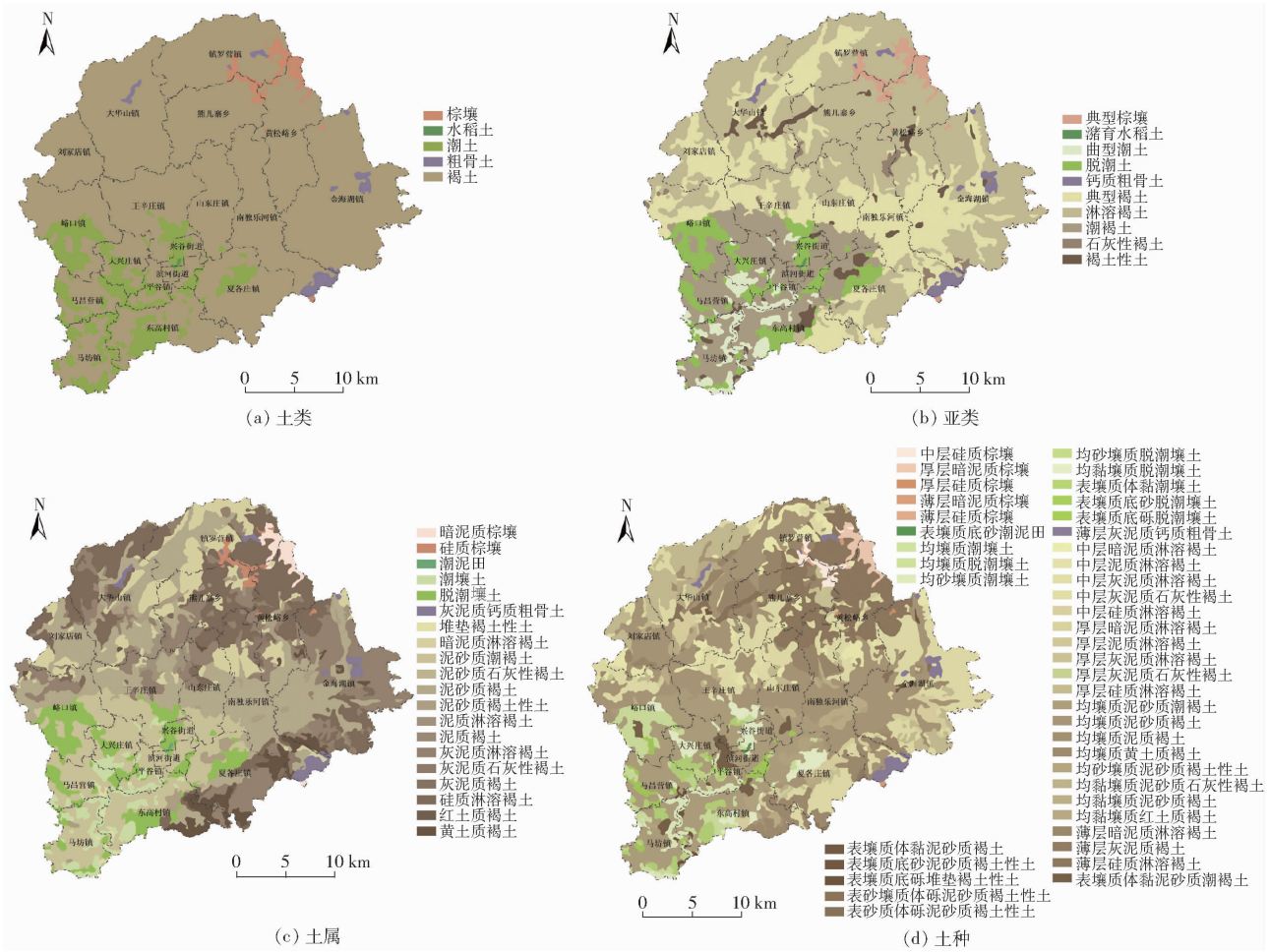


图3 综合考虑不同地形单元环境变量辅助制图的平谷区土壤类型分布图

Fig. 3 Distribution maps of soil types of Pinggu District using environmental variable assisted mapping in different terrains

棕壤和粗骨土、褐土、潮土、水稻土的土壤类型分布格局。

4 讨论

土壤-环境变量关系模型认为环境因子和土壤之间存在某种对应关系,其基本假设为相同环境因子下,会孕育出相同的土壤类型,而不同土壤类型孕育于不同环境中,该模型的核心也是利用专家知识、实测土壤样点来建立环境因素和土壤类型之间的对应关系^[35]。考虑平谷区土壤景观特点和成土环境条件,选取与土壤类型形成与演变相关或协同的环境因素变量进行模型土壤制图,包括母质、地形、植被、土地利用、水文和质地等,整体上山地丘陵区利用环境协变量进行土壤类型推测制图的精度优于平原地区。这是因为山地丘陵区地形起伏度大,由地形差异又进一步引起了水文、植被和气候等因素的差异,进而影响土壤形成过程。因此,在山地丘陵区利用环境协变量进行土壤类型数字制图可以取得较好的精度。而平原地区地形差异较小,且受河流搬运、人为干扰等影响较大,土壤类型分布

的地带性特征明显减弱或不明显,导致利用环境协变量进行土壤类型数字制图的精度不高。因此,建议进行土壤类型数字制图时,在有限地面样点情况下,应根据目标区域的地形地貌特征,进行地形地貌单元划分,然后选择合适的环境协变量来进行土壤类型数字制图。对应受人类活动影响较大的平原地区,应加大地面土壤剖面样点数量,从而确保能够得到精度更高、更科学的土壤类型推理制图结果。从土类到土种,数字制图精度逐渐降低。这是因为土类、亚类高级分类单元主要根据土壤成土条件、成土过程和由此发生的土壤属性来划分,受大的气候、地形、生物等影响较大;而土属、土种是在土类和亚类基础上更加精细层面的分类单元,主要考虑影响土壤性质的自然和人为因素、生产实用性等,因此需要考虑的影响因素多且变异大,这也增加了环境协变量土壤类型数字制图的不确定性。从本文的山地丘陵区制图结果来看,利用环境协变量数字制图结果取得较好的制图精度,这也可为其他地区的环境协变量土壤类型数字制图提供参考。此外,多个环境协变量之间可

能存在变量冗余和多重共线性等问题,这不仅增加了计算复杂度,还可能导致模型解释能力下降和预测准确性降低。本文在研究过程中未对变量间的冗余和共线性进行处理,这也是本文存在的不足之处,在后续研究中将进一步分析变量冗余和共线性对土壤类型制图精度的影响。

5 结束语

以北京市平谷区为研究区,将其划分为山地丘陵区和平原区 2 个地形单元,探讨了不同地形单元下基于环境变量辅助的土壤类型制图精度。结果表明,山地丘陵区土类、亚类、土属和土种数字制图总体精度 (OA) 分别为 100%、93.1%、89.7% 和

75.9%, Kappa 系数分别为 1.00、0.89、0.88 和 0.73;而平原区土类、亚类、土属和土种数字制图 OA 分别为 73.7%、55.3%、52.6% 和 23.7%, Kappa 系数分别为 0.47、0.44、0.41 和 0.18。这表明在山地丘陵区,环境变量辅助的土壤类型数字化制图具有较好的精度,而在平原区,这种精度会显著降低。随着土壤类型分类单元从土类到土种的精细化,环境变量辅助的土壤类型制图精度也逐渐下降。建议在资源有限的情况下,对于山地丘陵区,可以充分利用易获取的环境变量数据来提升土壤类型制图精度;而对于平原区,则需适当增加土壤类型剖面数量以提高制图精度。研究结果为其他地区土壤类型数字化制图提供了实践案例和技术支持。

参 考 文 献

[1] 吴克宁,马金亮,郝士横. 第三次全国土壤普查工作经验交流[J]. 中国农业综合开发,2023(7): 17–19.

[2] 张甘霖,史舟,朱阿兴,等. 土壤时空变化研究的进展与未来[J]. 土壤学报,2020,57(5): 1060–1070.
ZHANG Ganlin, SHI Zhou, ZHU Axing, et al. Progress and perspective of studies on soils in space and time[J]. Acta Pedologica Sinica, 2020, 57(5): 1060–1070. (in Chinese)

[3] 曾鹏源. 基于深度学习的土壤数字制图研究[D]. 郑州: 郑州大学,2022.
ZENG Pengyuan. Research on digital soil mapping based on deep learning[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2022. (in Chinese)

[4] 朱阿兴,李宝林,杨琳,等. 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[J]. 土壤学报,2005, 42(5): 142–149.
ZHU Axing, LI Baolin, YANG Lin, et al. Predictive soil mapping based on a GIS, expert knowledge, and fuzzy logic framework and its application prospects in China[J]. Acta Pedologica Sinica, 2005, 42(5): 142–149. (in Chinese)

[5] 张华,张甘霖,龚子同. 土壤-景观定量模型研究进展[J]. 土壤通报,2004,35(3): 339–346.
ZHANG Hua, ZHANG Ganlin, GONG Zitong. The progress of quantitative soil–landscape modeling: a review[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2004, 35(3): 339–346. (in Chinese)

[6] 王思楠,李瑞平,吴英杰,等. 基于环境变量和机器学习的土壤水分反演模型研究[J]. 农业机械学报,2022,53(5): 332–341.
WANG Sinan, LI Ruiping, WU Yingjie, et al. Soil moisture inversion based on environmental variables and machine learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 332–341. (in Chinese)

[7] GOMES L C, FARIA R M, DE SOUZA E, et al. Modelling and mapping soil organic carbon stocks in Brazil[J]. Geoderma, 2019, 340: 337–350.

[8] TZIACHRIS P, ASCHONITIS V, CHATZISTATHIS T, et al. Assessment of spatial hybrid methods for predicting soil organic matter using DEM derivatives and soil parameters[J]. Catena, 2019, 174: 206–216.

[9] WU W, LI A D, HE X H, et al. A comparison of support vector machines, artificial neural network and classification tree for identifying soil texture classes in southwest China[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 144: 86–93.

[10] LAMICHHANE S, KUMAR L, WILSON B. Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: a review[J]. Geoderma, 2019, 352: 395–413.

[11] GUEVARA M, OLMEDO G F, STELL E, et al. No silver bullet for digital soil mapping: country-specific soil organic carbon estimates across Latin America[J]. Soil Discussions, 2018, 4(3): 173–193.

[12] 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[J]. 土壤学报,2009,46(4): 571–577.
TAN Manzhi, CHEN Jie. Application of fuzzy C-means algorithm to predictive soil mapping on regional scale[J]. Acta Pedologica Sinica, 2009, 46(4): 571–577. (in Chinese)

[13] ZERAATPISHEH M, AYOUBI S, JAFARI A, et al. Digital mapping of soil properties using multiple machine learning in a semi-arid region, central Iran[J]. Geoderma, 2019, 338: 445–452.

[14] 孟祥添,鲍依临,刘焕军,等. 基于高分 5 号影像的东北典型黑土区土壤分类[J]. 农业工程学报,2020,36(16): 231–238.
MENG Xiangtian, BAO Yilin, LIU Huanjun, et al. Soil classification in typical black soil areas of Northeast China based on Gaofen–5 images[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(16): 231–238. (in Chinese)

[15] 陈荣,韩浩武,傅佩红,等. 基于多时相遥感影像和随机森林算法的土壤制图[J]. 土壤,2021,53(5): 1087–1094.
CHEN Rong, HAN Haowu, FU Peihong, et al. Soil mapping based on multi-temporal remote sensing images and random forest algorithm[J]. Soils, 2021, 53(5): 1087–1094. (in Chinese)

[16] BEHRENS T, SCHMIDT K, RAMIREZ-LOPEZ L, et al. Hyper-scale digital soil mapping and soil formation analysis[J].

- Geoderma, 2014, 213: 578 – 588.
- [17] 朱阿兴,杨琳,樊乃卿,等. 数字土壤制图研究综述与展望[J]. 地理科学进展,2018,37(1): 66 – 78.
ZHU Axing, YANG Lin, FAN Naiqing, et al. The review and outlook of digital soil mapping[J]. Progress in Geography, 2018, 37(1): 66 – 78. (in Chinese)
- [18] ZHANG S, HUANG Y, SHEN C, et al. Spatial prediction of soil organic matter using terrain indices and categorical variables as auxiliary information[J]. Geoderma, 2012, 171 – 172: 35 – 43.
- [19] 黄魏,韩宗伟,罗云,等. 基于地形单元的土壤有机质空间变异研究[J]. 农业机械学报,2015,46(4): 161 – 167.
HUANG Wei, HAN Zongwei, LUO Yun, et al. Spatial distribution of soil organic matter based on topographic unit[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 161 – 167. (in Chinese)
- [20] 李婧,张超,朱德海,等. 基于空间技术的北京市山地平原界线勘定研究[J]. 测绘通报,2007(7): 70 – 72.
LI Jing, ZHANG Chao, ZHU Dehai, et al. Research on re-delineating the borderline of mountainous region and plain of Beijing based on GIS[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2007(7): 70 – 72. (in Chinese)
- [21] 邹宏光. 基于套合模型的县域尺度土壤肥力指标时空演变与耕地质量评价[D]. 淮南: 安徽理工大学,2021.
ZOU Hongguang. Spatiotemporal evolution of soil fertility index and cultivated land quality evaluation at county scale based on nested model[D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)
- [22] 张淑杰,朱阿兴,刘京,等. 整合已有土壤样点的数字土壤制图补样方案[J]. 地理科学进展,2012,31(10): 1318 – 1325.
ZHANG Shujie, ZHU Axing, LIU Jing, et al. An integrative sampling scheme for digital soil mapping[J]. Progress in Geography, 2012, 31(10): 1318 – 1325. (in Chinese)
- [23] 黄魏,罗云,汪善勤,等. 基于传统土壤图的土壤-环境关系获取及推理制图研究[J]. 土壤学报,2016,53(1): 72 – 80.
HUANG Wei, LUO Yun, WANG Shanqin, et al. Knowledge of soil – landscape model obtain from a soil map and mapping [J]. Acta Pedologica Sinica, 2016, 53(1): 72 – 80. (in Chinese)
- [24] 陈荣. 平原-丘陵混合区域土壤制图方法研究[D]. 武汉: 华中农业大学,2021.
CHEN Rong. Soil mapping method research in mixing region of plain and hall[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2021. (in Chinese)
- [25] 段梦琦. 基于遥感技术的山东省不同地形土壤类型制图研究[D]. 青岛: 青岛农业大学,2022.
DUAN Mengqi. Soil type mapping of different terrain regions in Shandong Province based on remote sensing technology[D]. Qingdao: Qingdao Agricultural University, 2022. (in Chinese)
- [26] 李立东,陈杰,宋轩,等. 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[J]. 土壤学报,2013, 50(1): 21 – 29.
LI Lidong, CHEN Jie, SONG Xuan, et al. Application of spatial regression model in regional digital soil mapping—a case study from Fengqiu County, Henan Province[J]. Acta Pedologica Sinica, 2013, 50(1): 21 – 29. (in Chinese)
- [27] 李旺平,赵林,吴晓东,等. 青藏高原多年冻土区土壤-景观模型与土壤分布制图[J]. 科学通报,2015,60(23): 2216 – 2228.
LI Wangping, ZHAO Lin, WU Xiaodong, et al. Distribution of soils and landform relationships in the permafrost regions of Qinghai – Xizang (Tibetan) Plateau[J]. Chinese Science Bulletin, 2015, 60(23): 2216 – 2228. (in Chinese)
- [28] 杨雨菲,韩浩武,陈荣,等. 数字土壤制图的推理方法对比研究[J]. 土壤通报,2020,51(5): 1016 – 1023.
YANG Yufei, HAN Haowu, CHEN Rong, et al. Inference methods of digital soil mapping[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2020, 51(5): 1016 – 1023. (in Chinese)
- [29] 何林华. 复杂地形区土壤属性制图——以玉树市土壤全碳为例[D]. 西宁: 青海师范大学,2017.
HE Linhua. Mapping soil properties in complex terrain regions: a case study of soil total carbon in Yushu City[D]. Xining: Qinghai Normal University, 2017. (in Chinese)
- [30] 王俊雅,刘峰,宋效东,等. 基于地表温度的干旱平缓区土壤属性制图[J]. 土壤通报,2018,49(6): 1270 – 1278.
WANG Junya, LIU Feng, SONG Xiaodong, et al. Mapping soil properties using the land surface temperature in an arid plain [J]. Chinese Journal of Soil Science, 2018, 49(6): 1270 – 1278. (in Chinese)
- [31] 韩浩武. 基于遥感影像的平原丘陵过渡区土壤制图[D]. 武汉: 华中农业大学,2019.
HAN Haowu. Soil mapping in transition region of plain and hill based on remote sensing image[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [32] 马癩,姜琦刚,孟治国,等. 基于随机森林算法的农耕区土地利用分类研究[J]. 农业机械学报,2016,47(1): 297 – 303.
MA Yue, JIANG Qigang, MENG Zhiguo, et al. Classification of land use in farming area based on random forest algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 297 – 303. (in Chinese)
- [33] GUO J, JIN Y, YE H, et al. Recognition of areca leaf yellow disease based on PlanetScope satellite imagery[J]. Agronomy, 2022, 12: 14.
- [34] 朱蓬丹. 基于随机森林模型的湘乡市生态安全评价及格局优化调控[D]. 长沙: 湖南师范大学,2021.
ZHU Pengdan. Evaluation and pattern optimization regulation of ecological security in Xiangxiang City based on random forest model[D]. Changsha: Hunan Normal University, 2021. (in Chinese)
- [35] 郭善昕. 土壤光谱反馈面应用于平坦区土壤制图方法研究[D]. 武汉: 武汉大学,2015.
GUO Shanxin. A study of soil spectral feedback surfaces applied to soil mapping methods in flat areas[D]. Wuhan: Wuhan University, 2015. (in Chinese)