



四川农业大学
SICHUAN AGRICULTURAL UNIVERSITY

专业硕士学位论文

基于遥感和地面辅助的丘陵区表 层土壤有机碳空间格局研究

| | |
|---------|------------|
| 姓 名 | 江 帆 |
| 学 号 | S20166804 |
| 指 导 教 师 | 穆炯 教授 |
| 校 外 导 师 | 谢尚春 |
| | 成都农业科技职业学院 |
| 专业学位类别 | 农业推广硕士 |
| 领 域 名 称 | 农业信息化 |
| 研 究 方 向 | “3S”技术应用 |
| 院 所 名 称 | 资源学院 |

2019 年 06 月

分类号 TP79
UDC 528

密 级
学校代码

公开
10626

四川农业大学

专业硕士学位论文

基于遥感和地面辅助的丘陵区表 层土壤有机碳空间格局研究

| | |
|----------------|------------|
| 姓 名 | 江 帆 |
| 学 号 | S20166807 |
| 指 导 教 师 | 穆炯 教授 |
| 校 外 导 师 | 谢尚春 |
| | 成都农业科技职业学院 |
| 专业学位类别 | 农业推广硕士 |
| 领 域 名 称 | 农业信息化 |
| 研 究 方 向 | “3S”技术应用 |
| 院 所 名 称 | 资源学院 |

2019 年 06 月

A Dissertation Submitted to Sichuan Agricultural University
in Partial Fulfillment of the Requirements for
the Professional Degree of Master of
Agriculture

Study on spatial pattern of surface soil organic
carbon in hilly areas based on remote sensing and
ground support

by

Jiang Fan

Supervised by

Prof. Mu Jiong

June, 2019

Sichuan Agricultural University
Wenjiang, Sichuan

论文独创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，学位论文中不包含其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得四川农业大学或其它教育机构的学位或证书所使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已 在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

研究生签名：江帆

2019年6月3日

关于论文使用授权的声明

本人完全了解四川农业大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。同意四川农业大学可以用不同方式在不同媒体上发表、传播学位论文的全部或部分内容。

☐ 本论文保密，保密期限____年，解密后适用本授权。

(涉密审批通过者请在□内划“√”，并填写保密期限。不勾选不填写此项，默认为公开)

研究生签名：江帆

2019年6月3日

导师签名：程安同

2019年6月3日

摘 要

为了更加快速和简便的预测土壤有机碳空间分布状况, 本文利用名山区289个采样点表层土壤有机碳(0~20 cm), 结合Landsat 8遥感影像各波段, 并引入地面辅助因子, 共同建立有机碳含量预测模型, 并利用未参与建模的40个样点检验模型精度, 根据均方根误差、平均偏差, 标准化平均偏差和标准化平均误差, 对不同预测模型进行了对比与分析, 选取优化模型, 最后进行空间反演, 预测了名山区土壤有机碳的空间分布, 研究表明:

(1) 土壤有机碳与遥感波段1、3、4、7、NDVI、海拔、坡度和地形湿度指数相关性显著。在辅助因子中, 有机碳含量和NDVI、平面曲率与地形湿度指数均具有正相关关系, 而与海拔、坡度、坡向、剖面曲率、汇流动力指数与沉积物运力均具有负相关关系, 其中, 土壤有机碳含量与NDVI、地形湿度指数呈极显著正相关($P<0.01$); 与坡度和海拔呈极显著负相关($P<0.01$), 植被和地形因子显著影响土壤有机碳的空间分布。

(2) 预测模型使用遥感影像单波段、多波段单独建模和结合地面因子共同建模的方法, 建立的预测模型均可预测研究区土壤有机碳含量。遥感光谱波段建立的有机碳含量预测模型均达极显著水平, 说明仅用遥感波段可以建立土壤有机碳预测模型。引入地面辅助因子后, 有机碳含量预测模型的决定系数 R^2 从0.127提高到了0.575, 其中波段1、波段3、波段4、波段7、NDVI、海拔、坡度和地形湿度指数共同建立的预测模型效果表现较好, 说明使用结合地面辅助因子的方法可以提高预测模型的精度。因此, 在地形复杂的地区中利用遥感研究有机碳含量预测模型, 有必要考虑地面辅助数据。

(3) 空间反演结果显示, 名山区土壤有机碳空间分布总体趋势为从西北向东南逐渐增加, 这种分布趋势与该研究区的DEM走向和NDVI分布趋势基本一致。说明利用Landsat 8 OLI 影像光谱信息和地面辅助因子可以较好的反演土壤有机碳分布格局, 研究结果为丘陵区土壤有机碳含量及空间分布预测提供了理论依据和方法借鉴。

关键词: 遥感; 土壤有机碳; 预测模型; 空间分布

Abstract

To make a quick and easy prediction of soil organic carbon spatial distribution, this paper uses 289 sampling points of soil organic carbon (0 ~ 20 cm) collected from Mingshan District in Ya'an city, combining various brands of Landsat 8 remote sensing images, introducing the ground cofactors, and jointly establishing a prediction model of organic carbon content, and adopting 40 unmodeled sample inspection model accuracy, according to the root mean square error and the average deviation, standard deviation from the mean and standardized mean deviation, carrying different forecast model on the contrast and analysis, selecting the optimal model, while making space inversion in the last step to forecast spatial distribution of soil organic carbon in Mingshan District, The research results indicate that:

(1) Soil organic carbon is significantly correlated with remote sensing band 1, 3, 4, 7, NDVI, altitude, slope and topographic humidity index. Among the cofactors, organic carbon content and plane curvature were positively correlated with the topographic humidity index, but negatively correlated with elevation, slope, slope direction, section curvature, confluence dynamic index and sediment transport capacity. Soil organic carbon content was significantly positively correlated with the topographic humidity index ($P < 0.01$). It has a significant negative correlation with slope and altitude ($P < 0.01$), and vegetation and topographic factors significantly affected the spatial distribution of soil organic carbon.

(2) The prediction model adopts the remote sensing image together with single-band and multi-band separate modeling methods and the ground factor common modeling method, the established prediction model can predict the soil organic carbon content in the study area. The prediction models of soil organic carbon content in remote sensing spectral bands are all up to the extremely significant level, indicating that the prediction model of soil organic carbon can be established only by remote sensing spectral bands. With the introduction of ground cofactor, the determination coefficient R^2 of the organic carbon content prediction model was increased from 0.127 to 0.575. Among them, the prediction

model of band 1, band 3, band 4, band 7 and NDVI, elevation, slope and topographic humidity index jointly established has a good performance, indicating that the method combined with ground cofactor can improve the accuracy of the prediction model. Therefore, it is necessary to consider the ground auxiliary data when using remote sensing to study the prediction model of organic carbon content in the area with complex terrain.

(3) Spatial inversion results show that the overall trend of soil organic carbon spatial distribution in the Mingshan District is gradually increasing from northwest to southeast, which is basically consistent with DEM trend and NDVI distribution trend in the study area. The results indicated that Landsat 8 OLI image spectral information and ground cofactor could be used to better reflect the distribution pattern of soil organic carbon, and the results provided us with theoretical basis and method reference for the prediction of soil organic carbon content and spatial distribution in hilly areas.

Key words: Remote sensing; soil organic carbon; prediction model; spatial dist

目 录

| | |
|-----------------------------|----|
| 1 绪论 | 1 |
| 1.1 选题背景 | 1 |
| 1.2 研究现状综述 | 2 |
| 1.2.1 土壤有机碳空间变异研究现状 | 2 |
| 1.2.2 土壤有机碳空间格局的研究方法 | 4 |
| 1.3 研究目标、研究内容和技术路线 | 8 |
| 1.3.1 研究目标 | 8 |
| 1.3.2 研究内容 | 8 |
| 1.3.3 技术路线 | 8 |
| 2 区域概况和研究方法 | 11 |
| 2.1 研究区域概况 | 11 |
| 2.1.1 自然概况 | 11 |
| 2.1.1 社会经济概况 | 11 |
| 2.2 材料与方法 | 12 |
| 2.2.1 土壤样品采集与测定 | 12 |
| 2.2.2 区域资料的收集 | 13 |
| 2.2.3 遥感数据处理 | 14 |
| 2.2.3.1 辐射校正 | 15 |
| 2.2.4 植被指数提取 | 16 |
| 2.2.5 地形数据 | 17 |
| 2.2.6 数据处理与分析 | 20 |
| 2.2.7 预测精度检验 | 20 |
| 3 描述性统计及相关分析 | 21 |
| 3.1 描述性统计分析 | 21 |
| 3.1.1 土壤有机碳描述性统计分析 | 21 |
| 3.1.2 遥感光谱信息的描述性统计分析 | 21 |
| 3.2 相关性分析 | 22 |
| 3.2.1 有机碳与波段光谱信息相关性分析 | 22 |

| | |
|-----------------------------------|----|
| 3.2.2 有机碳与植被因子相关性分析 | 23 |
| 3.2.3 有机碳与地形因子相关性分析 | 24 |
| 4 土壤有机碳回归预测模型的建立与评价 | 25 |
| 4.1 有机碳回归预测模型的建立与精度比较 | 25 |
| 4.2 有机碳回归预测模型的检验 | 27 |
| 5 土壤有机碳空间反演与空间分布特征 | 30 |
| 5.1 土壤有机碳空间反演 | 30 |
| 5.2 土壤有机碳空间分布特征 | 31 |
| 6 研究结论与展望 | 33 |
| 6.1 讨论 | 33 |
| 6.1.1 基于遥感波段光谱信息建立土壤有机碳预测模型 | 33 |
| 6.1.2 植被因子对土壤有机碳含量的影响 | 33 |
| 6.1.3 地形因子对土壤有机碳含量的影响 | 34 |
| 6.1.4 预测模型的比较 | 34 |
| 6.2 结论 | 35 |
| 6.3 展望 | 36 |
| 参考文献 | 37 |
| 致谢 | 41 |

第一章 绪论

1.1 选题背景

陆地有机碳含量对植物生长和土壤肥力起着重要作用,是表示土壤肥力的指标之一,还对整个碳库平衡及碳循环具有重大意义^[1],并且对全球气候变暖有着重要影响,目前已成为气候变化等环境问题的关注重点^[2]。在找到工业二氧化碳排放控制的替代技术之前,土壤的固碳能力和吸收二氧化碳的潜力是控制大气二氧化碳浓度的主要方法^[3]。研究土地有机碳含量及分布规律,是分析土壤质量、合理利用土壤资源和以碳循环为基础的全球气候变化预测的基础资料,也是制定相关政策的重要依据^[4]。目前,已有大量的学者研究了关于全球范围内土壤有机碳的空间分布格局和储量^[5],然而在实际研究中,由于获取土壤有机碳含量信息不准确等多种原因,使得获取的数据经常表现出极大的差异,如何快速准确地获取其含量和分布规律是研究的关键^[6]。

土壤有机碳含量获取的传统方法是在研究区实地取样,并在实验室进行分析,获取样点实测值,最终利用空间差值法预测研究区的土壤有机碳含量分布。虽然此方法较为准确,但要在一个快速的时间内反应土壤养分特征是十分困难的,而且有较强的破坏性和滞后性^[7]。随着土壤研究的发展,越来越多的学者利用地统计法预测土壤空间分布,由定性分析转变为定量分析,雷咏雯等利用地统计法对土壤养分空间变异性进行了分析^[8]。薛正平等在基于土壤合理取样数的基础上,分析了土壤养分的空间变异特征^[9]。地统计学方法虽然可以有效地分析土壤性质的空间变异性,然而由于环境因素与土壤属性是相互作用的,较少地考虑到土壤有机碳分布和变化的环境因素,是必会对分析土壤有机碳空间分布产生影响^[11-12]。自 1970 年以来,许多研究人员开始利用遥感数据对土壤有机碳空间特征进行反演,此方法特点信息量大、周期短和效率高,并发现土壤有机碳在红外光谱特征中有明显的联系性^[13]。Fox 等使用连续的评估方法和迭代过程来计算最低亮度的红色和近红外波段图像的像素之间的关系,并分析“距离”和有机质含量的关系^[14]。Summers 等分析了可见—近红外光谱与有机碳的关系,并利用光谱信息建立了土壤有机碳含量预测模型,并估算了土壤有机碳含量^[15]。这些研究主要集中单独利用遥感波段辅助建模,然而土壤有机碳受众多环境因子影响,与土壤属性相关性较好的因子可以作为预测土壤属性的辅助因子^[16-17]。随着相应技术

的发展,人们越来越重视考虑更多的环境因素作为土壤制图和土壤分布研究的辅助因子,在空间分布预测中,广泛地使用数字地形、遥感图像和土壤属性等辅助信息^[18]。

本研究基于遥感和地面辅助探讨了名山丘陵区表层土壤有机碳空间格局,通过对表层土壤布点采样,利用Landsat 8遥感影像各波段和地面辅助因子的优化模型,进行空间反演,探析土壤有机碳空间格局,揭示该区域土壤有机碳及其与遥感波段、植被指数和地形指数关系,试图找到一种以遥感手段为主的简便、快捷、实时、准确的土壤有机碳含量预测方法,可为名山区域的土壤有机碳估测和管理等提供参考。

1.2 研究现状综述

1.2.1 土壤有机碳空间变异研究现状

由于土壤碳库会影响大气中二氧化碳浓度的变化,近年来,人们也越来越重视土壤有机碳对大气中二氧化碳浓度升高的潜在影响^[18]。对土壤有机碳分布、空间变异性、固碳潜力及影响因素等方面的研究也不断涌现^[19]。研究表明尺度效应和土壤有机碳的空间分布有密切关系,在空间上,土壤有机碳空间变化的尺度效应由调查区域的样方大小以及调查区域内样点之间的距离和样点的大小反映。全球和国家尺度上,不同环境因素格局对土壤有机碳的空间变异性有显著影响;小尺度气候和土壤条件长期稳定,区域内变化小,但地面状况和土地利用等因素对土壤有机碳的空间变异性影响显著^[21]。因此,研究规模的大小对研究土壤有机碳的空间变化有着密切联系,依据特定的研究目的,研究土壤有机碳空间变异性,其枢纽是确定合理的研究区域和相应的研究规模。

通过研究对比多尺度的土壤有机碳空间变异性,能够清晰的显示出土壤有机碳空间变异性对尺度的依赖性,土壤有机碳空间变异性在不同尺度的自相关差异明显^[22]。Aitkenhead等根据苏格兰东北部流域面积的大小,分析了不同流域土样碳库特征与水流的关系^[23]。李龙等研究了内蒙古赤峰市敖汉旗有机碳有机碳空间分布格局的尺度效应,研究发现,随着研究范围的变化,土壤有机碳的空间相关性也在变化^[20]。由此得出,土壤有机碳的空间变异性在研究规模不断变化的条件也在不断变化,空间变异性结构大不相同,研究规模的扩大或缩小也使外部环境因素的影响程度也随之产生对应的改变。

大尺度方面,对土壤碳储量的估算、动态预测和影响因素的研究是研究基础^[24]。

柴华等对全国土壤容重进行了研究,分析了土壤容重和土壤有机碳的空间分布关系^[25]。Grinand 等运用红外反射率光谱法对法国土壤有机碳的空间分布特征进行了估算^[26]。Meersmans 等人研究发现土壤有机碳受到气候和土地管理、土地利用、土壤质地、插穗含量等因素的影响^[27]。王大鹏等研究了人工林的土壤有机碳储量,结果显示,其在人工林下与经纬度有一定关系,具有经纬度地带性^[28]。张雅蓉等了解了贵阳土壤有机碳的演变规律^[29]。这些研究主要集中在大尺度上的有机碳空间格局,但是因研究区域较大,区内的地面条件呈现多样性,差异明显,这使得在大区域的有机碳预测的精度不高,没有以划分了土壤类型和植被类型的较小尺度研究区的精确。

在地区级尺度上,Strey等测算了巴西亚马逊地区东南部土壤有机碳储量,发现其分布规律与地区土地利用方式紧密相关^[30]。陈仕栋等研究了湖南省土壤有机碳的空间分布格局,针对其影响因素进行分析^[31]。杨昊天等研究了荒漠植被不同群落土壤有机碳含量,得出尺度的选择,对提高土壤有机碳估算的精度有所帮助^[32]。Roy等通过研究显示人工林的种类变化密切联系着土壤有机碳和其他养分的积累^[33]。秋新选等研究分析云南省主要土壤有机碳,发现不同土壤类型土壤有机碳差异较大^[34]。表明,影响土壤有机碳空间分布的影响因子是地区级尺度的主要研究方向,通过分析其分布特征和影响因子的相互关系,才能够准确的得到土壤有机碳空间分布格局,为正确的利用土地资源提供依据。

在较小尺度上,对县域、坡面、流域和田间尺度的研究是土壤有机碳的空间变异性的基础和重点。和丽萍等对金沙江小塘流域 7 个人工林的有机碳储存量及其剖面分布进行了分析,分析了类型不一样的林种土壤有机碳数量的水平分布和垂直分布^[35]。杨帆等研究了世界屋脊寒峭地区微地形的土壤有机碳,发现其对垂直分布和空间异性产生影响。分析结果表明,引起土壤碳垂直分布不相同的枢纽要素是高寒地区坡的方向,高寒地区降雨规律,地区植物分布也规则对土壤有机碳的积有一定的影响^[36]。Ross 等分析了美国加州圣约翰河流域土地利用格局变化对土壤有机碳含量的影响^[37]。张志霞等发现在黄土高原不同区域尺度的土壤有机碳储量受多种因素的影响,表明估算土壤碳储量,需要设立合理的研究区域^[38]。马文瑛等分析了张掖南山森林草原坡面土壤有机碳密度空间的分布特征,得出由于其坡方与位置的不同,也影响土壤有机碳密度分布情况^[39]。因此,选择小尺度的研究区域,可以更好地把握其的空间分布格局。

1.2.2 土壤有机碳空间格局的研究方法

1.2.2.1 基于地统计学空间格局研究

描述有机碳SOC空间变异的传统方法是，假设土壤有机碳的空间变异在采样区域是随机的，和样品是完全相互独立的，受一个已知的概率分布影响，使用样本平均值来表示土壤取样区的特征，和描述抽样地区的土壤特性^[40]。此方法使用方差、标准差、变异系数和置信区间进行估计，和关注每个观测的空间位置，所以在许多情况下很难进行土壤有机碳空间分布特征的描述。与经典的统计方法相比，地质统计学在结构和过程分析上存在区别，它是在经典统计学的基础上发展起来的一种空间分析方法，考虑到了属性变量的大小，位置及变化，填补了忽略空间方位的缺点。而且可以和GIS相互结合，又增加了储存和管理空间数据的能力，这样能够发挥自己各自的长处，最大程度的提高其能力，此方法大量使用于大、中尺度的研究中。

地统计学出现于1962年，法国Matheron G提出的统计随机且具有结构性的变量的学科，属于统计学里的一个分支。经过半个世界的发展，已经在全球推广开来，大量的使用于地表资源的探测研究，推动动了土壤空间变异研究，成为该学科研究的主流^[41]。该方法主要由几个特点，研究范围越来越广泛，现在已经进入到四维动态的领域；研究理论更为完善，可以分析时间上和空间上的结构，并能了解其中的相互作用关系；还可以和其他学科相互结合，是研究效果更佳优化，进一步推进地质学科的进步，促进方法的根性。其中克里格插值法的出现是地统计学的一个重大进步，能够对研究的变量进行相当优化的观测，所以在地统计学中，预测变量，经常会使用此方法。

克里格插值法包括多种插值方法，但是每种方法的运用范畴和插值效果都有所不同，研究者就需要根据实际情况和研究方向，判断选择哪种插值法，来进行变量预测。杨勇等研究了不同的克里格法对预测精度的影响，发现找到与其对应的方法，能够提高对预测资源的评价，可以计算出理想的预测值^[42]。

在研究土壤有机碳中，地统计学起到了很好地作用，由于地表资源许多都具有时空变异性，单是实地调查，很难表现出目前的地表有机碳情况。地统计法可以弥补这一缺陷，它能够考虑到不同时空和结构等因素，在发展前景和使用效果上看具有很好地发展空间。随着其发展，Campbell等基于地统计学研究了土壤有机碳分布特征，发现空间相关性对土壤有机碳产生了很大影响，但其也有一些局限性，不同的地点、范

围和采样深度等，都可能造成其研究结果的空间变化^[43]。

目前，大量研究者研究发现，使用地统计学研究分析地表土壤资源分布情况的方法是可行的，它能够比较好的预测出土壤有机碳的格局，给其他领域带来帮助。同时也需要在采样中，制定合理的采样网格，按照严格的规则取样，这样才能确保最后结论效果，特别在大范围的采样区域，此方法就比较费时费力，所以这是地统计学研究土壤的一个难点，寻找一种省时省力的新方法尤为重要，是今后的必然要求^[44]。

1.2.2.2 基于遥感技术的空间格局研究

遥感是一种现代技术，用于探测各类地物，它能够在远距离的情况下，不接触探测目标，获取目标物的光谱数据，并对光谱加以处理，制作遥感影像，为地理信息方面的研究提供帮助和服务。遥感的出现符合当今社会的发展需求，在气象观测、专题地图绘制和监控自然灾害等方法被大量使用。目前，土壤调查中，大量的使用了遥感技术。遥感可以大面积的实时观测目标物，及时的获取数据，为研究提供服务，其能够获取数据大，信息综合性高，使研究者可以动态的掌握实际情况^[45]。有些研究区域自然条件十分恶劣，实地探测十分困难，如高山、荒漠，但遥感技术不受地面条件的影响，能够及时提供的提供各种宝贵的资料。土壤有机碳具有时空变异性，而且是连续，因此，想要实时了解动态的土壤有机碳，靠实地采样检测是十分费时费力的。随着遥感技术的不断发展，研究表层土壤的方法也在进步，主要有：遥感影像直接估算法、植被指数测量法和光谱法，这些方法可以提供大面积、及时的调查技术，具有快速、便捷、精确和成本低等特点，在研究地表土壤时空分布情况和专题制图中被广泛使用，成为发展的主流方向。

（1）遥感影像的估计方法

由于任何物体都具有光谱特性，不同地表土壤具有不同的光谱反射率，其在遥感影像图上的像素值是不同的，所以可以利用遥感影像直接测量表层土壤有机碳含量和预测空间分布特征，这种方法已成为了现在的研究热点。为了证明该方法的准确性，Frazier和Cheng等对Landsat-TM不同波段与土壤有机质进行了相关性分析，发现不同波段与土壤有机碳的相关性不同，其中波段1、3、4、5相关性最显著^[46-47]。杨晓梅等分析了土壤有机碳和遥感图像反射值的关系，发现了二者之间具有显著的相关性，从而验证了利用此方法进行土壤有机碳分布图绘制的可行性^[48]。崔霞等以甘南州高寒草

地土壤为研究对象, 分析了光谱土壤有机碳含量的相关性并选取特征波段, 利用多元回归方法, 建立了高寒草地土壤有机碳的最佳估测模型, 结果表明, 遥感影像光谱能够定量分析表层土壤有机碳的空间变异性^[49]。与传统方法相比, 此方法费用低, 准确度高, 大大降低了采样数量, 节约人力物力。在裸露土壤有机碳含量的空间分布研究中具有较高的可行性, 但也存在一些局限性, 体现不出来有机碳含量高低的局部土壤。

(2) 植被指数测量方法

在现有的遥感技术条件下, 植被覆盖下的土壤有机碳无法通过遥感影像数据直接计算获取, 但是可以利用传感器与有机碳相关的数据(土壤湿度、植被状况等), 将植被指数、土壤湿度等替代指标与模型相结合, 从遥感数据中获取土壤有机碳信息^[55]。刘潘伟等利用了植被指数数据, 研究了我国南方红壤区森林植被的土壤有机碳空间分布特征, 建立了植被指数与土壤有机碳的预测模型^[50]。任超等, 利用遥感影像, 研究了江西省森林碳库, 建立了植被指数遥感估算模型^[51]。罗卫红等分析比较了植被指数与水稻叶面积的相关性, 证明植被指数可以准确的预测^[52]。统计分析表明, 表层土壤有机碳与植被指数呈显著相关, 随着植被指数的变化, 土壤有机碳产生变化。此外, 除了光谱植被指数, 还有其他很多因素影响有机碳含量, 这些都可以利用遥感技术研究土壤有机碳的时空变异性。

(3) 光谱法

光谱法利用物体与辐射相互作用是, 产生的辐射波长或者辐射强度进行测量的方法。利用土壤反射率光谱, 可以获取土壤信息, 从中可以分析得到土壤的理化性质等数据。自上个世纪 80 年代开始, 有研究就使用光谱法研究土壤有机质含量。研究发现, 有机碳与光谱反射率显著相关性^[53]。沈掌权等利用近红外光谱, 建立了土壤有机碳的预测模型, 证明了近红外光谱在预测土壤中碳含量的可行性^[54]。刘会增等基于湖北区域土壤光谱特性, 对该区域土壤有机碳进行了反演, 发现此方法可以省事省力^[55]。Martin 等研究认为近红外光谱技术能够合理表达土壤样品的有机碳含量, 可以将该技术应用到大面积土壤作图, 因为该方法具有仪器可靠、使用快速、操作方便等优点^[56]。光谱法的利用是遥感技术调查土壤情况和分析对不同光谱特性的基础, 进一步研究土壤反射光谱特征, 可以帮助识别图像特征, 对波段选择具有指导意义, 通过此研究也可以分析影响光谱的相关因素^[57]。

尽管遥感技术的应用为土样理化性质的研究提供了有力的支持, 但是难以获得足够量合理布点的采样数据, 单纯依靠遥感获取的区域数据, 难以解决实际空间自相关

差的问题,从而导致估算的精度较低。这是因为土壤理化性质受多方面因素影响,自然因素和人为因素都可能对其产生作用。不同土壤条件下,生长的植被种类是不相同的,每种植被对土壤有机碳的输入方式和大小都不相同,植被的内部结构也均不相同,这在一定程度上影响着其有机碳的分解速度^[58]。气候条件的变化可以影响土壤周围环境的改变,从而使微生物分解转化有机碳的能力发生变化,同时也决定着植被类型的分布,而土壤上的植被可以影响着土壤中有机碳的输入。而土壤本身,其物理性质对其有机碳产生重要影响,同时周围的环境因素也影响着其有机碳的空间变异性。除自然因素外,人类活动、土地利用方式等也都对土壤有机碳产生间接或直接的作用^[59]。所在基于遥感进行土壤有机碳反演时,有必要考虑其它影响因子,这样可以使反演效果得到提升。

在大尺度上,经纬度、天气条件、地形和生物都会影响区域内的土壤有机碳,使其具有较大的差异性,特别是在空间分布上最为明显。即使在小范围的区域内,土壤中有机碳的含量都会不同,会受地形和人为因素的影响。未来更加准确的了解土壤有机碳分布情况,在不同的尺度区域,需要根据不同的环境影响因素,选择有针对性的方法和模型,这样才能准确的进行分析和预测^[60]。目前,大量的研究者通过利用不同的模型(多元线性回归模型、Pearson 相关系数等)来分析环境变量与土壤有机碳含量之间的关系,并建立预测模型,进行反演,这样可以进一步提高对其空间格局分析和制图的能力。

虽然现在利用可视化的环境变量作为辅助因子可以方便快捷、省时省力的建立预测模型,但是土壤空间依赖性和异质性很强,影响因素之间又互相作用,共同影响着土壤空间变化^[61]。因此,单纯的考虑可视化的环境因子,是必会对预测模型产生制约,影响其精度,这种影响在更加细微、复杂多变和具有特殊性的区域中更加强烈^[62]。因此如何选择环境变量是目前一个难点,想要更加有效精确地预测土壤有机碳含量,制作精度更高的分布图,就必须要进一步发展相应的技术,寻找到最佳的模型。

本文基于遥感影像和地面辅助数据,利用遥感光谱信息对雅安名山区土壤有机碳进行研究,以期寻找到可以更加精细地预测土壤有机碳的方法,减少空间不确定性带来的影响,从而较好地反映了该地区土壤有机碳含量分布的基本格局。

1.3 研究目标、研究内容和技术路线

1.3.1 研究目标

本文以雅安名山区为研究对象，在研究区进行实地采样，通过化学分析测得土壤有机碳含量，并利用遥感影像数据提取光谱数据和辅助因子数据，分析土壤有机碳含量与光谱数据、辅助因子的相关性，选出相关性较高的建模因子，建立土壤有机碳含量与遥感影像各波段及地面辅助因子的有机碳含量的预测模型。比较不同预测模型，并用预测模型反演研究区土壤有机碳空间分布格局。证明基于遥感和地面辅助数据能快速、准确和便捷的反演出名山丘陵区土壤有机碳空间分布格局，以期完善农业土壤管理的定量评价，为其他的农业精准管理提供科学的依据。

1.3.2 研究内容

(1) 相关性分析

分析土壤有机碳含量实测值与遥感波段反射率值和地面辅助因子的相关性，选取相关性较高的建模因子。

(2) 建立预测模型

利用选取的遥感光谱信息和地形辅助因子建立土壤有机碳预测模型。

(3) 不同的预测模型比较

分析仅用遥感光谱信息和引入地形辅助因子后分别建立的土壤有机碳含量预测模型，对比不同预测模型的精度，确定预测模型。

(4) 土壤有机碳的空间格局

利用该区域土地有机碳含量的优化预测模型，进行空间反演，分析其空间格局特征。

1.3.3 技术路线

本研究使用的土壤含量实测值，是在研究区实地采样，样品均在实验室内进行化验分析。采用的遥感影像时间和采样时间为同一时段，然后进行遥感影像处理，提取各样点的波段光谱反射率值、植被指数和地形数据。然后将采样点实测值与遥感波段数据

和各地面辅助因子共同建立预测模型,并利用未参与建模的采样点实测值对预测模型进行检验。最后进行该研究区土样有机碳含量空间反演,分析表层土壤有机碳空间格局(图1)。

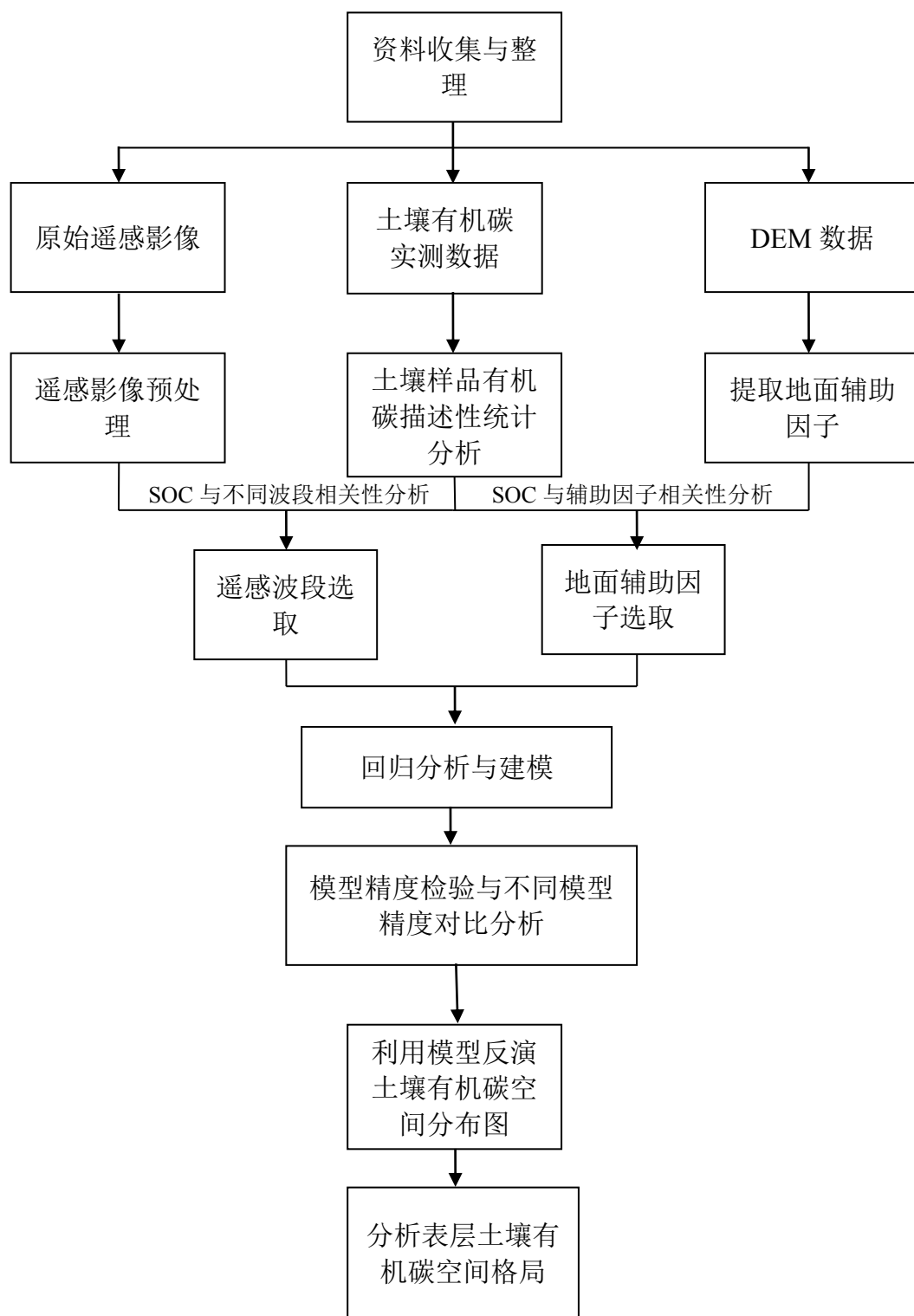


图 1 技术路线图

Fig.1 The technical flow of this study

第二章 区域概况和研究方法

2.1 研究区域概况

2.1.1 自然概况

雅安市名山区, 在北纬 $29^{\circ}6'$ ~ $30^{\circ}2'$ 、东经 $103^{\circ}'$ ~ $103^{\circ}2'$ 范围间, 地处成都西南部, 总面积大概为 613km^2 。该区夹在四川盆地与川西高原山地之间, 以丘陵地形为主, 地形呈现出西北至东南由高到低的变化。因为受平原与山地过渡地带影响, 地形地貌复杂多变, 呈出多样性; 名山区被三山环绕, 浅丘地形主要存在于三主要大山的山麓及地势缓和区域。该研究区属亚热带季风性湿润气候, 温度适中, 年平均温度 16.4°C , 最高温度可达 36.2°C ; 全年多雨, 年均降雨量可高达 1550mm 左右, 并且空气湿度大, 相对湿度可达 81% ; 年均日照时间 1020h , 无霜期 298d , 日照充足, 霜期短, 光热条件好, 适宜于农业发展。名山区有着丰富的水资源, 主要河流有青衣江、名山河、岷江水系, 延镇河、临溪河、朱场河等, 流域面积在全年最高时可达 740km^2 。名山区水资源总量 67680万 m^3 , 蓄水量 3598.8万 m^3 。

研究区蕴含着丰富的土地资源, 土壤养分充足, 主要为酸性及弱酸性, 酸性土壤比例高, 并且这些土壤分布成片集中, 适合茶叶和酸性土壤生长的经济作物的生长。

目前, 研究区属于亚热带常绿阔叶林区, 区内林业用地面积为 32万亩 , 植被覆盖率是四川最高的区域之一, 可以达到 34.2% 。当地的动植物资源十分丰富, 野生动物包括了 14种 兽类、 16种 鱼类和 40余种 鸟类, 树种共 45个科 , 其中拥有 10余种 稀有植物, 有“森林公园”、“生物博物馆”、“天然氧吧”等美名。

2.1.2 社会经济概况

名山区位于成都市蒲江县东部, 雅安市雨城区西部, 邛崃市北部, 眉山市洪雅县、丹棱县南部, 地理位置优越。2017 年末该地区总人口 35.46万人 , 常住人口 26.81万人 , 城镇化率为 39.8% , 是一个典型的丘陵农业县。2017 年全区 GDP 完成 745827万元 。

名山区处于成渝，攀西和川西北经济区交汇处，是连接攀西和康藏的中间地带。名山区被列入成都都市圈的增长极，属于成都半小时经济圈的覆盖范围；交通便利，目前任然是川西地区交通枢纽的核心区域，公路网络发达，全区纵贯着成雅高速和 318 国道，并且成康铁路已经开始开工建设；名山区拥有极为丰富电力和能源资源，成雅工业园区已初具规模。

名山区拥有渊源深厚的历史文化遗产，有着独具特色的蒙山茶文化，是世界茶文化的发源地和发祥地，被誉为“仙茶故乡”。名山区是成都平原与“三州”与西藏、云南的枢纽，拥有多民族文化，独特的西部四川民俗文化，历史悠久的佛教文化历史，传播着红军文化和多彩的人文文化。

名山区是中国绿茶的第一县，茶叶产值、种子转化率、机械化率位居全国前列，茶业已成为名山区发展经济的主导产业。其建成了四川最大的国家级茶树良种种植场，是中国西南地区最大的茶树基因库，也是中国唯一的蒙顶山茶叶商品交易平台。

2.2 材料与方法

2.2.1 土壤样品采集与测定

2017 年 7 月，根据研究区的实际情况，兼顾不同土壤类型、土地利用方式以及成土母质等影响因素，并按照地统计学抽样法在研究区均匀布设采样点位。以该研究区地形地貌航拍图为基础，采用网格法铺设选择样点，以此为标准共选择了 289 个土壤样点，利用 GIS 寻找样点并记录下目标样点经纬度，同时记录样点周边基本地形、土壤和环境的情况。采样时，根据 GIS 所指示的采样点位置，以采样点为中心在周围 20m 远的范围内均匀选取 4 个点采集样品，在选取的每个点使用兵工铲取地表 0-20cm 的土样均匀混合在一起组成混合样品，再平均分成四份取其中两份混合样品放在保鲜袋中，做好记录写上编号带回实验室。把土壤混合样品自然风干、去杂质、研磨和过筛处理后，用重铬酸钾氧化—外加热法^[63]，测定土壤中有机碳含量（图 2）。

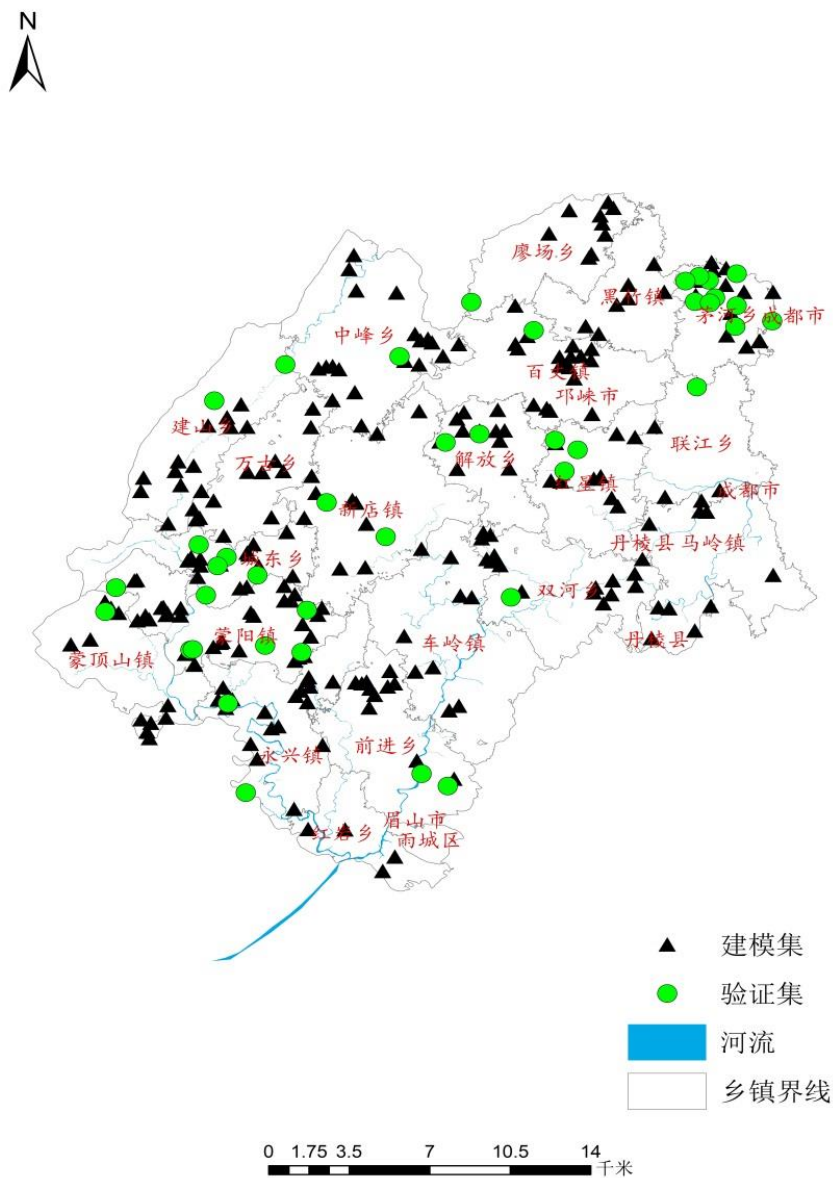


图 2 采样点分布图
Figure 2 sampling point distribution map

2.2.2 区域资料的收集

(1) 遥感数据。

本研究选用 2017 年 7 月获取的过境名山区的 Landsat 8 遥感数据作为数据来源（表 1）。遥感数据从地理国情监测云平台（<http://www.dsac.cn>）下载得到，所选遥感数据与采样时期基本一致，遥感数据含云量较少，均低于 1%，满足本研究需要。

表 1 Landsat 8 数据波段参数
Table1 Landsat 8 data band parameters

| 波段 | 波长范围 (μm) | 空间分辨率 (m) | 主要应用 |
|----------|---------------------------|--------------|---|
| 1-海岸波段 | 0.433–0.453 | 30 | 主要用于海岸带观测 |
| 2-蓝波段 | 0.450–0.515 | 30 | 用于水体穿透，分辨土壤植被 |
| 3-绿波段 | 0.525–0.600 | 30 | 用于分辨植被 |
| 4-红波段 | 0.630–0.680 | 30 | 处于叶绿素吸收区，用于观测道路，裸露土壤，植被种类等 |
| 5-近红外波段 | 0.845–0.885 | 30 | 用于估算生物量，分辨潮湿土壤 |
| 6-短波红外 1 | 1.560–1.660 | 30 | 用于分辨道路，裸露土壤，水，还能在不同植被之间有好的对比度，并且有较好的大气、云雾分辨能力 |
| 7-短波红外 2 | 2.100–2.300 | 30 | 用于岩石，矿物的分辨很有用，也可用于辨识植被覆盖和湿润土壤 |
| 8-全色波段 | 0.500–0.680 | 15 | 为 15 米分辨率的黑白图像，用于增强分辨率 |
| 9-卷云波段 | 1.360–1.390 | 30 | 包含水汽强吸收特征，可用于云检测 |
| 10-热红外 1 | 10.60 -11.19 | 100 | 感应热辐射的目标 |
| 11-热红外 2 | 11.50 -12.51 | 100 | 感应热辐射的目标 |

(2) 数字高程模型 (DEM) 资料。通过地理空间数据云平台 (<http://www.gscloud.cn>) 下载得到 30 m 分辨率的 DEM 数据。

(3) 图件资料。雅安市名山区土地利用图、行政区分布图、植被图、土壤类型分布图、水系图等。

(4) 其它资料。雅安名山区种植类型、气候、水资源分布、农田面积、地形资料、社会经济状况和人口及组成等社会经济资料和生产资料。

2.2.3 遥感数据处理

本文使用的遥感数据与土壤采样数据在时间上基本吻合，间隔不超过10天，条带号为130，所获得的Landsat 8 图像已经进行了几何校正，但由于大气误差、影像误差

等原因也会对遥感图像产生影响,为提高图像的准确度需对其进行其他预处理,以便提取各波段反射率值。本次研究中基于研究需要,所做的预处理工作主要有辐射定标、大气校正和影像裁剪等。下面将会对一些预处理操作的方法或原理进行简单介绍。

2.2.3.1 辐射校正

辐射校正是指由于存在外界因素的干扰,在数据传输的过程中,产生的光谱亮度失真或者畸变,通过修正由此产生的误差的一种过程。校正方式分为传感器辐射校正和影像辐射畸变校正两种方法,其中还可以通过对反射辐射实测和回归分析进行大气影响校正。本文的辐射校正主要通过辐射定标和大气校正完成。

(1) 辐射定标

辐射定标是指消除传感器本身引起的误差,利用软件中的波段计算功能将研究中使用的影像值转换为视反射率。视反射率也称大气顶部的反射率,即表观反射率,是辐射定标的结果。本文的辐射定标运用 ENVI(ENVI4.8 ESRI Ltd, USA)软件中 Landsat Calibration 辐射定标模块中完成的。

(2) 大气校正

遥感图像中大气散射和吸收会引起的辐射误差,大气校正就是进行消除此误差的处理过程。因此,在定量遥感分析中,遥感图像的应用需要通过大气校正,以获得植被反射的实时光谱数据。目前,有很多方法可以进行大气校正,统计和物理校正是两种主要方法。本研究为了更准确地识别和获取地表信息并确保定量反演的准确性,对遥感图像进行大气校正。本文的大气校正是在 ENVI4.8 平台下的 FLAASH 大气校正模型中完成的。

2.2.3.2 图像裁剪

下载的遥感图像通常难以精确地代表研究区域,因此,需要剪切和拼接下载的图像。本研究所需的反演区域都包括在下载遥感图像中,通过 ENVI 中的不规则拼接修剪获得(图 3)。



图 3 遥感影像资料
Figure 3 Remote sensing image data

2.2.4 植被指数提取

植被指数通过不同的波段组合得到，在一定条件下可以反映出植物的生长状况，为了获取更多环境变量来辅助预测，选择对有机碳和遥感光谱有影响的植被指数作为环境变量，利用同期Landsat 8遥感影像获取不同波段数据，通过ENVI 4.8的FLAASH大气校正模块将波段灰元度值转换为反射率值，计算得到归一化植被指数($NDVI$)、比值植被指数(RVI)、差环境植被指数(DVI)、土壤显色指数(SCI)和归一化水分指数($NDWI$)^[66]，其计算公式如下：

$$NDVI = (DN_{NIR} - DN_R) / (DN_{NIR} + DN_R) \quad (3)$$

$$RVI = DN_{NIR} / DN_R \quad (4)$$

$$DVI = DN_{NIR} - DN_R \quad (5)$$

$$NDWI = \frac{DN_{NIR} - DN_{MIR}}{DN_{NIR} + DN_{MIR}} \quad (6)$$

其中, DN_{NIR} 代表近红外波段第 4 波段, DN_R 代表中红外波段第 3 波段, DN_{MIR} 代表可见光红光波段第 5 波段。

$$SCI = 3 \times TM4 + TM3 - TM2 - 3 \times TM1 \quad (7)$$

其中, TM1 是蓝光波段第 1 波段, TM2 是绿光波段第 2 波段, TM3 是中红光波段第 3 波段, TM4 是近红外波段第 4 波段。

2.2.5 地形数据

本文选择了 8 个具有代表性的地形因子作为建模辅助因子, 用其分析对土壤有机碳空间分布的影响, 基本地形因子为: 海拔 (H)、坡度 (β)、坡向 (α)、平面曲率 (ct) 和剖面曲率 (Cp), 复合地形因子为: 地形湿度指数 (Ψ), 汇流动力指数 (Ω) 和沉积物运移指数 (L_S), 其中复合地形因子通过影响植物等生长和分布, 从而对土壤特性空间分部产生影响。

本研究基于原始地形图生成了 30m 分辨率的 DEM 数据和采样点信息, 在 ArcGIS 9.2 软件中, 利用空间分析模块提取基本地形因子 (图 4), 进而计算出复合地形因子, 计算公式如下^[67]:

$$\Psi = \ln(A_S / \tan \beta) \quad (8)$$

$$\Omega = A_S \times \tan \beta \quad (9)$$

$$L_S = (A_S / 22.13)^{0.6} \times (\sin \beta / 0.0896)^{1.3} \quad (10)$$

式中, Ψ 为地形湿度指数; Ω 为汇流动力指数; L_S 为沉积物运移指数; A_S 为流经地表某点的单位等高线长度上的汇流面积; β 为地形坡度 ($^\circ$)。



a

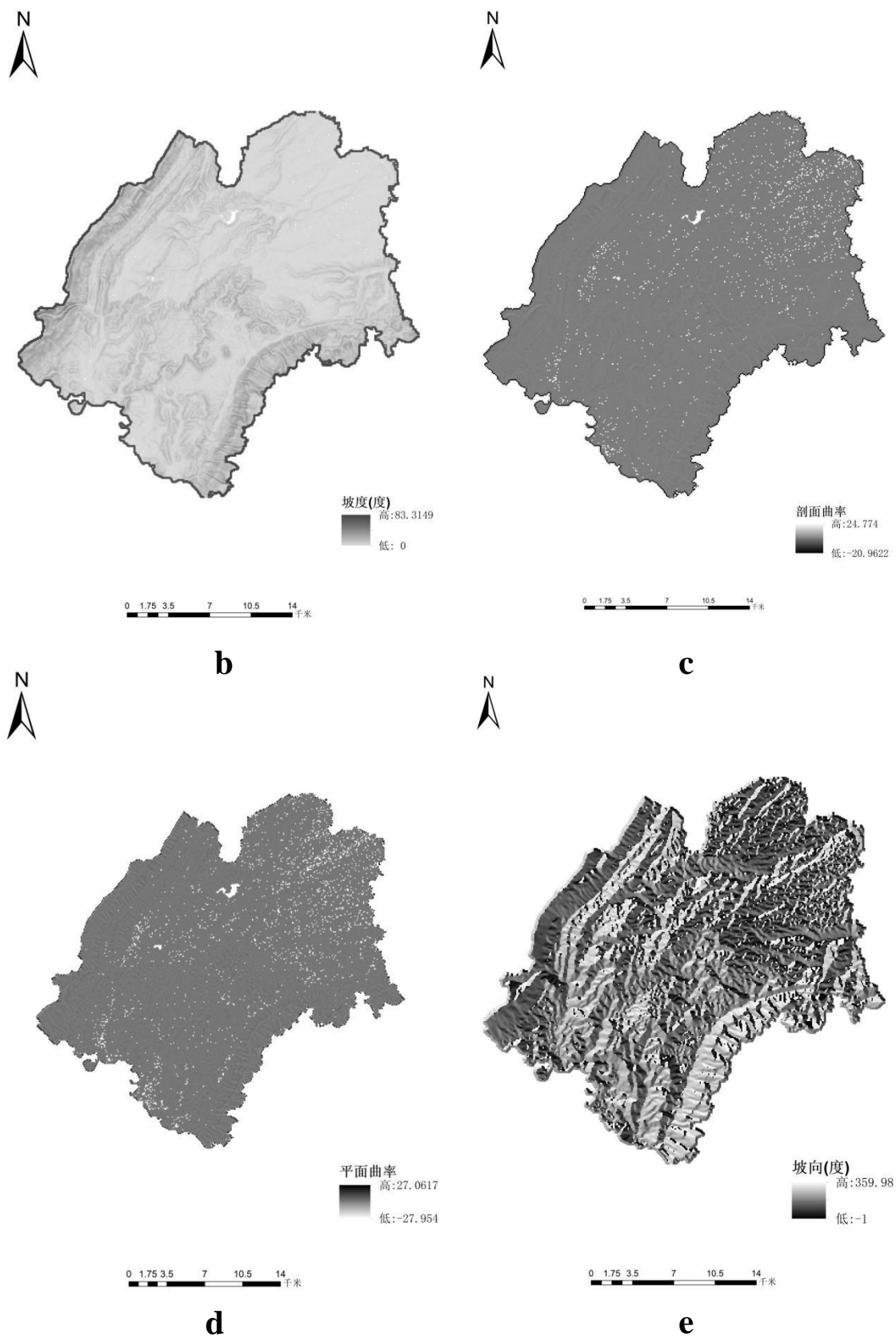


图4 海拔图 (a)、坡度图 (b)、坡向图 (c)、平面曲率图 (d) 和剖面曲率图 (e)
Figure 4 Altitude map (a), slope map (b), slope map (c), plane curvature map (d) and section curvature map (e)

2.2.6 数据处理与分析

研究区共采集土样289个，其中249个用于建立模型，40个用于模型验证。通过SPSS 20.0和Excel 2010对土壤有机碳含量、遥感波段和地面因子进行常规统计，并分析土壤有机碳含量实测值与光谱波段反射率值和地面辅助因子的相关性，选择相关性较强的因子参与模型建立。先利用遥感光谱波段建立预测模型，再结合地面辅助因子进一步建模，方法均采用多元线性回归法。通过多元线性回归对采样点土壤有机碳与地面辅助因子进行拟合多元回归方程得到参数向量，进而获得研究区土壤有机碳的预测值。最后利用预测值，在ArcGIS 9.2中完成研究区土样有机碳反演的空间分布图。

2.2.7 预测精度检验

在全部289个样点中随机选择249个样点建立预测模型，将剩余的40个点作为检验数据。根据比较各模型的概率 P 值、方差 F 值和决定系数 R^2 ，以及对实测值和预测值间的均方根误差(RMSE)、平均偏差(ME)，标准化平均偏差(NMB)和标准化平均误差(NME)进行对比分析，选取出优化模型参与土壤有机碳空间分布反演。计算公式如下：

$$ME = \frac{1}{|N|} \sum_{n \in N} (y_m - y_0) \quad (11)$$

$$NME = \frac{\sum_{n \in N} |y_m - y_0|}{\sum_{n \in N} y_0} \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{|N|} \sum_{n \in N} (y_m - y_0)^2} \quad (13)$$

$$NMB = \frac{\sum_{n \in N} (y_m - y_0)}{\sum_{n \in N} y_0} \quad (14)$$

其中： y_m 和 y_0 分别表示为实测值和预测值； n 为土壤样本数。

第三章 描述性统计及相关分析

3.1 描述性统计分析

3.1.1 土壤有机碳描述性统计分析

本文运用SPSS 20.0统计分析软件对研究区采样点表层土壤有机碳含量进行了描述性分析, 分析结果表明, 样点土壤有机碳含量在 $32.71\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ~ $6.03\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 之间, 平均值为 $21.14\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。参照土壤养分划分标准, 样点土壤有机碳为三级标准, 处于中等水平。利用标准差和均值计算得到该区域土壤有机碳含量的变异系数为33.58%, 属于中等程度变异, 表明样区内表层土壤有机碳含量具有非常高的空间异质性。本文在SPSS 20.0中采用K-S 方法对采样点进行了正态分布检验, 检验结果显示, 偏度和峰度分别为0.565和-0.095, 样点土壤有机碳含量表现出较好的正态分布。遵循随机选取的原则将249个样点作建模数据, 另40个样点作验证数据集, 本研究所使用的建模数据和验证数据的统计特征基本与数据全集相似, 说明能够较好的表示原始数据特征(表2)。

表 2 土壤有机碳含量统计特征
Table 2 Statistical characteristics of soil organic carbon content

| 数据样 点 集数 | 样点 数 | 最大值 | 最小值 | 均值 | 标准差 | 偏度系 数 | 峰度系 数 | 变异系 数% |
|-----------------------|---------|-------|-------|-------|------|----------|----------|-----------|
| (g·kg ⁻¹) | | | | | | | | |
| 数据全 集 | 289 | 32.71 | 6.03 | 21.14 | 7.10 | 0.565 | -0.095 | 33.58 |
| 建模数 据 | 249 | 32.71 | 6.03 | 19.37 | 7.57 | 0.512 | -0.122 | 39.08 |
| 验证数 集 | 40 | 24.36 | 10.55 | 20.71 | 4.34 | 0.499 | -0.074 | 20.95 |

3.1.2 遥感光谱信息的描述性统计分析

遥感影像的各波段光谱反射率值描述性统计特征反映了研究区遥感影像所包含的信息, 光谱反射率标准差越大体现遥感数据反差越大, 所含信息资料也就越丰富。所以通过统计特征值分析, 可为影像的波段组合选择提供依据。在 SPSS20.0 中对研究区遥感影像的各波段光谱反射率进行统计分析, 计算出了各波段的标准差。本研究

的遥感影像各波段光谱反射率标准差依次为 5.442、4.941、9.698、4.159、4.587、6.843 和 4.803，其中波段 3 和波段 7 的标准差最大，分别为 9.698 和 6.843，其反应土壤差异性最大，能更好的反应土壤数据（表 3）。因此，应优先选择波段 3 和波段 7 构建研究区土壤有机碳预测模型。

表 3 研究区各波段光谱反射率值统计表
Table3 Statistical range of spectral reflectance values for each band in the study area

| 波段 | 波段 1 | 波段 2 | 波段 3 | 波段 4 | 波段 5 | 波段 6 | 波段 7 |
|-----|-------|-------|-------|-------|--------|-------|-------|
| 平均值 | 6.019 | 5.457 | 5.059 | 4.556 | 10.571 | 7.488 | 5.201 |
| 标准差 | 5.442 | 4.941 | 9.698 | 4.159 | 4.587 | 4.803 | 6.843 |

3.2 相关性分析

相关分析是研究现象之间是否存在相互关系的一种统计方法，用相关系数来表示变量间的相关程度。相关系数是衡量变量之间线性相关程度的指标，它可以反映变量之间关系的密切程度，其绝对值越大，相关性越强，绝对值越小，相关性越弱^[68]。本文利用SPSS20.0对各波段灰度值、植被指数、地面辅助数据与土壤有机碳含量进行相关关系分析，得到相关系数。

3.2.1 有机碳与波段光谱信息相关性分析

遥感影像的各波段光谱反射率值与土壤有机碳之间存在着相关性，其反应了二者之间的关系程度。本文基于遥感影像，在 ENVI4.8 支撑下，提取了各波段光谱反射率值，分析这些波段光谱反射率值与土壤有机碳含量的相关性，研究结果表明，土壤有机碳与各波段均呈正相性关系，其中，土壤有机碳与波段 1 和波段 3 相关性达极显著水平（ $P<0.01$ ），相关系数分别为 0.346 和 0.352，与波段 4 和波段 7 相关性达显著水平（ $P<0.05$ ），相关系数分别为 0.221 和 0.178，土壤有机碳含量与波段 2、波段 5 和波段 6 的相关系数相对较小，相关性均未达显著水平（表 4）。

其中土壤有机碳与波段 3 和波段 1 的相关系数最大，分别为 0.352 和 0.346，相关性均达极显著水平（ $P<0.01$ ）。土壤有机碳与波段 4 和波段 7 的相关系数分别为 0.221 和 0.178，相关性均达显著水平（ $P<0.05$ ）。土壤有机碳与波段 2、波段 5 和波

段 6 的相关系数相对较小,相关性均未达显著水平 ($P>0.05$) (表 4)。说明选择 1、波段 3、波段 4 和波段 7 影响相对较大,应优先选择选择 1、波段 3、波段 4 和波段 7 构建研究区土壤有机碳预测模型。

表 4 土壤有机碳与波段的相关性分析
Table 4 Correlation analysis of soil organic carbon and band

| 项目 | 波段 1 | 波段 2 | 波段 3 | 波段 4 | 波段 5 | 波段 6 | 波段 7 |
|-----|---------|-------|---------|--------|-------|-------|--------|
| 有机碳 | 0.346** | 0.146 | 0.352** | 0.178* | 0.121 | 0.036 | 0.221* |

*, **分别表示相关显著 ($P<0.05$) 和极显著 ($P<0.01$)。

3.2.2 有机碳与植被因子相关性分析

地表植被与土壤有机碳紧密联系,一般来说土壤有机碳越高,越有利于植被的生长,另一方面地表植被生长状况越好,其生物量越大,越有利于土壤有机碳的积累^[69]。植被指数是反映植被生长状况的重要参数,其一定程度上能指示土壤有机碳含量。本文基于遥感影像,在 ENVI 4.8 支撑下,提取了归一化植被指数 (NDVI)、比值植被指数 (RVI)、差环境植被指数 (DVI) 土壤显色指数 (SCI) 和归一化水分指数 (NDWI),分析了这些植被指数与土壤有机碳的相关性,研究结果表明,土壤有机碳含量与 RVI、NDVI 呈正相关性关系,与 DVI、SCI 和 NDWI 呈负相关关系,其中,土壤有机碳与 NDVI 相关性达极显著水平 ($P<0.01$),相关系数达 0.289,土壤有机碳含量与 DVI、RVI、SCI 和 NDWI 的相关系数相对较小,相关性均未达显著水平 (表 5)。说明归一化植被指数 (NDVI) 对土壤有机碳含量的影响相对较大,是指示土壤有机碳含量理想指标,后期可以选择归一化植被指数 (NDVI) 作为辅助因子构建研究区土壤有机碳预测模型。

表 5 土壤有机碳与植被因子的相关性分析
Table 5 Correlation analysis between soil organic carbon and vegetation factors

| 项目 | NDVI | DVI | RVI | SCI | NDWI |
|-----|---------|--------|-------|--------|--------|
| 有机碳 | 0.289** | -0.102 | 0.097 | -0.055 | -0.071 |

*, **分别表示相关显著 ($P<0.05$) 和极显著 ($P<0.01$)。归一化植被指数 (NDVI); 比值植被指数 (RVI); 差环境植被指数 (DVI); 土壤显色指数 (SCI); 归一化水分指数 (NDWI)。

3.2.3 有机碳与地形因子相关性分析

地形因子通过影响水热和物质的再分配,对土壤有机碳的空间分布产生影响^[70]。本文基于研究区 DEM,在 ArcGIS 9.2 支撑下,提取了海拔 (H)、坡度 (β)、坡向 (a)、平面曲率 (ct)、剖面曲率 (Cp)、地形湿度指数 (Ψ)、汇流动力指数 (Ω) 和沉积物运移指数 (L_S),并分析了这些地形因子与土壤有机碳的相关性,研究表明,土壤有机碳含量与平面曲率和地形湿度指数呈正相关性,与海拔、坡度、坡向、剖面曲率、汇流动力指数和沉积物运移指数均呈负相关性,其中,土壤有机碳含量与海拔、坡度和地形湿度指数相关性达极显著水平 ($P<0.01$),相关系数分别为-0.489、-0.315 和 0.335,与坡向、平面曲率和剖面曲率相关性达显著水平 ($P<0.05$),相关系数分别为-0.188、0.161 和-0.197 ($P<0.05$),土壤有机碳含量与汇流动力指数和沉积物运移指数的相关系数相对较小,相关性均未达显著水平(表 6)。说明海拔、坡度和地形湿度指数对土壤有机碳含量的影响相对较大,在不同地形条件下,土壤有机碳含量随着地形条件的变化而变化,后期可以选择海拔、坡度和地形湿度指数作为辅助因子构建研究区土壤有机碳预测模型。

表 6 土壤有机碳与地面辅助因子的相关性分析
Table 6 Correlation analysis between soil organic carbon and ground cofactors

| | H | β | a | ct | Cp | Ψ | Ω | L_S |
|-----|----------|----------|---------|--------|---------|---------|----------|--------|
| 有机碳 | -0.489** | -0.315** | -0.188* | 0.161* | -0.197* | 0.335** | -0.055 | -0.071 |

*, **分别表示相关显著($P<0.05$) 和极显著($P<0.01$)。海拔 (H); 坡度 (β); 坡向 (a); 平面曲率 (ct); 剖面曲率 (Cp); 地形湿度指数 (Ψ); 汇流动力指数 (Ω); 沉积物运移指数 (L_S)。

第四章 土壤有机碳回归预测模型的建立与评价

随机选取249个样点的土壤有机碳含量实测值与各个波段的光谱灰元度值、*NDVI*、海拔、坡度与地形湿度建立回归预测模型。根据模型的概率 P 值、决定系数 R^2 ，以及实测值和预测值间的均方根误差($RMSE$)、平均偏差(ME)，标准化平均偏差(NMB)和标准化平均误差(NME)等来对预测模型精度进行评估，选取出精度较高预测模型。

4.1 有机碳回归预测模型的建立与精度比较

(1) 利用波段光谱信息进行建模，在单波段预测模型中，考虑波段与有机碳相关性最强的波段3进行预测模型构建，获取模型1：第3波段光谱反射率与有机碳建立的预测模型。多波段预测模型的建立，利用相关性分析中与土壤有机碳含量呈显著性相关性的波段参与建模，获取模型2：第1波段、第3波段、第4波段、第7波段光谱反射率与有机碳建立的预测模型。分析比较单波段建模(模型1)和多波段建模(模型2)后，发现预测模型在引入多波段后相对于单波段(模型1)的预测能力有明显提升， R^2 由0.127提高到0.337，均方根误差、平均偏差，标准化平均偏差，分别从3.11、-0.98和-6.25减少到了0.81、-0.25和-1.62，标准化平均误差则差异不明显。用波段1、波段4、波段3、波段7这四个波段光谱反射率和有机碳含量共同建立的回归预测模型所表现出的显著性极高，这一结论证明了利用Landsat 8遥感影像光谱信息能够用于预测土壤有机碳含量，这个方法是可行性，这不仅与李欣宇等关于土壤有机碳遥感最佳波段组合结果相一致^[71]，也与张红丽等利用遥感研究孝义市土壤有机碳空间格局所选取的波段具有一定相似性^[72]。

(2) 波段光谱信息结合地面辅助因子共同建模。在模型2的基础上，加入植被指数和地面辅助因子建模，把遥感波段光谱反射率与植被指数、地形等地面辅助因子作为自变量，对本研究区土壤有机碳含量进行回归分析。从相关性分析结果可以得知，对于研究区而言，所选择的地面辅助因子中，*NDVI*、海拔(H)、地形湿度指数(Ψ)和坡度(β)与有机碳含量相关性较显著，参与有机碳空间分布的预测。最终获取回归模型3：第1波段、第3波段、第4波段、第7波段光谱反射率、*NDVI*与有机碳建立的回归模型；模型4：第1波段、第3波段、第4波段、第7波段光谱反射率、海拔(H)、地形湿度指数(Ψ)、坡度(β)与有机碳建立的回归模型；模型5：第1波段、第3波

段、第4波段、第7波段光谱反射率、海拔（ H ）、地形湿度指数（ Ψ ）、坡度（ β ）与NDVI建立的回归模型。对比仅利用植被指数因子的模型3和仅利用地形因子的模型4，模型4的 R^2 从0.460提高到了0.703。而模型5相较于模型3和模型4，模型5的 R^2 从0.703提高到了0.575。根据根据概率 P 值、决定系数 R^2 ，实测值和预测值间的均方根误差、平均偏差，标准化平均偏差和标准化平均误差，分析得出，模型5为最优模型，精度最高，说明能够利用波段1、波段3、波段4、波段7、海拔（ H ）、地形湿度指数（ Ψ ）、坡度（ β ）和NDVI与有机碳共同建立回归预测模型，这也和周稀等利用TM遥感影像建立的土壤有机碳预测模型结果基本一致^[73]。

对比引入地面辅助因子的预测模型和仅利用遥感光谱信息的预测模型，结果表明，结合地面辅助因子模型对土壤有机碳的预测精度均明显高于仅用光谱信息模型的预测精度。其中，引入植被指数和地形因子后，模型的 R^2 从0.127提高到了0.575，均方根误差有了明显降低。表明依靠TM遥感影像数据与地面辅助因子可有效预测研究区土壤有机碳含量（表7）。

表7 土壤有机碳回归预测模型及精度
Table 7 Soil organic carbon regression prediction model and accuracy

| 模型 | R^2 | P | ME | NME | $RMSE$ | NMB |
|---|-------|-------|-------|-------|--------|-------|
| 模型 1: $y = -0.969X_1 + 35.763$ | 0.127 | 0.000 | -0.98 | 23.66 | 3.11 | -6.25 |
| 模型 2: $y = -0.522X_1 + 1.322X_2 + 0.330X_3$ $- 2.643X_4 + 20.399$ | 0.337 | 0.000 | -0.25 | 19.42 | 0.81 | -1.62 |
| 模型 3: $y = -0.810X_1 + 1.423X_2 + 1.561 \times X_3$ $- 1.637X_4 + 0.889X_5$ $+ 27.871$ | 0.460 | 0.000 | -0.78 | 22.66 | 2.48 | -1.52 |
| 模型 4: $y = -0.654X_1 + 1.299X_2 + 0.337X_3$ $- 1.986X_4 - 3.135X_6$ $+ 0.358X_7 - 2.913X_8$ $+ 20.530$ | 0.503 | 0.000 | 0.69 | 21.20 | 2.20 | 4.42 |
| 模型 5: $y = -0.398X_1 + 1.212X_2 + 0.221X_3$ $- 2.751X_4 + 0.016X_5$ $- 1.801X_6 + 2.991X_7$ $- 0.459X_8 + 31.903$ | 0.557 | 0.000 | -0.24 | 18.31 | 0.76 | -4.39 |

注: y 为预测值; X_1 是波段 3 的反射率值; X_2 是波段 1 的反射率值; X_3 是波段 7 的反射率值; X_4 是波段 4 的反射率值; X_5 为 NDVI; X_6 为海拔（ H ）; X_7 为地形湿度指数（ Ψ ）; X_8 为坡度（ β ）。

RMSE: 均方根误差; *ME*: 平均偏差; *NMB*: 标准化平均偏差; *NME*: 和标准化平均误差。

4.2 有机碳回归预测模型的检验

为了直观比较有机碳含量实测值与回归预测模型之间的差异,将实测值与预测模型作图,比较其优劣。在 5 个预测模型中,分别代入剩余的 40 个验证数据进行验证,绘制土壤有机碳含量测定值与预测值的散点图,横坐标为土壤有机碳含量的预测值,纵坐标为实测值,散点离 1:1 线越近,说明模型预测值越接近实测值,模型的反演效果越好。验证结果表明,在 5 种预测模型中,土壤有机碳线性回归预测模型均在实测值上下波动,离散点大多在上方,说明在中高浓度区预测模型优于低浓度区。其中仅用光谱信息建立的预测模型 1 和模型 2 的离散点均离对角线较远,大部分位于上方;再加入 *NDVI* 植被因子过后,模型 3 的离散点相对于模型 1、2,接近于对角线,但部分离散点也位于对角线上方;引入地面辅助因子后的模型 5,较其他模型的离散点更趋接近于对角线,说明结合波段光谱信息和地面辅助因子的预测模型均比仅引入波段光谱信息的预测模型更接近于实测值(图 4)。

将实测值与预测值的进行相关性分析,5 个模型的相关性系数分别为 0.667、0.747、0.745、0.575、0.819,其中模型 5 的预测结果与实测值有较高的相关性,相关系数达 0.819,说明模型 5 的预测结果具较高有精度和准确性。根据不同 5 种预测模型的建立及精度对比和验证,得出利用第 1 波段、第 3 波段、第 4 波段、第 7 波段光谱反射率、海拔(*H*)、地形湿度指数(*Ψ*)、坡度(*β*)与 *NDVI* 建立的回归预测模型 5 为最优预测模型,在一定程度上提高回归预测模型精度,减小预测误差,可用于有机碳空间分布研究。

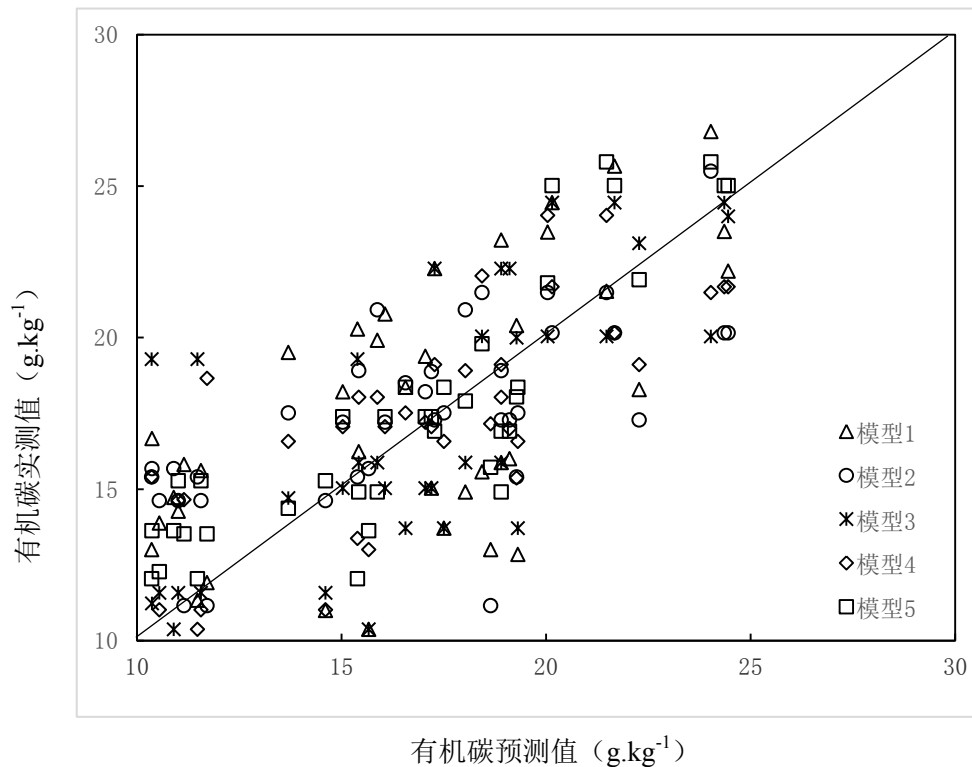


图4回归模型精度验证

Fig.4 Validated result for model tested

综上所述，土壤有机碳回归预测模型的建立与评价得到以下几点结论：

(1)通过 Landsat 8 OLI 遥感影像波段光谱信息结合地面因子能够建立有效预测模型；样点的土壤有机质含量实测与波段 1、波段 3 的光谱反射率以及 *NDVI*、海拔、坡度和地形湿度指数呈极显著相关性，其建立的线性回归预测模型中，结合多因子的预测模型的精度较高。这说明 Landsat 8 OLI 遥感影像的波段光谱信息通过与地面因子的相互结合能够反映出名山区样点的有机碳含量情况。

(2)地面辅助因子的引入能够更好地表达实际信息，利于提高预测模型的精度。虽然通过波段光谱信息单独建立的预测模型能够有效的预测土壤有机碳含量，但对比决定系数 R^2 ，及实测值和预测值间的均方根误差 (*RMSE*)、平均偏差 (*MB*)，标准化平均偏差 (*NMB*) 和标准化平均误差 (*NME*) 间可以发现，结合地面辅助因子后的预测模型总体上都优于前者，在5个预测模型中，模型5的预测效果更优。任丽等关于土壤有机质含量空间分布的预测研究结果表明气候、地形等辅助因子也表现出对于土壤有机质含量的极显著相关^[74]。郭澎湃等研究了橡胶园土壤属性空间分布特征，结果表明结合多元环境变量有利于空间预测精度的提高^[75]。因此引用更多相关辅助因子能

有效地改善预测效果。

第五章 土壤有机碳空间反演与空间分布特征

5.1 土壤有机碳空间反演

在表 7 和图 4 中只能表现出预测模型在数据上的表现,但很难直观的表现其在空间分布上的特征。因此,将结合第 1 波段、第 3 波段、第 4 波段、第 7 波段光谱反射率、海拔 (H)、地形湿度指数 (Ψ)、坡度 (β) 与 NDVI 建立的预测模型,在 ArcGIS 中进行空间反演,对预测结果进行统计分析后,将研究区土壤分为五类区间并赋予不同的颜色,得到研究区的预测土壤有机碳含量分布图(图 5)。这五类区间有机碳含量分别为 $>23 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 、 $21 \sim 23 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 、 $19 \sim 21 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 、 $17 \sim 19 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 和 $<17 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 、和,其不同区间面积分别为 214.5 km^2 、 267.42 km^2 、 110.9 km^2 、 23.36 km^2 和 19.67 km^2 ,占比分别为 33.73、42.06、17.44、3.67 和 3.1 (表 8)。反演结果显示,研究区土壤有机碳含量在 $3.71 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1} \sim 35.02 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 之间,与研究区采样点有机碳 ($6.03 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1} \sim 32.71 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$) 相比,反演结果的最大值和最小值均比有机碳实测值大。从反演结果图中可以看出,研究区土壤有机碳以块状分布为主,且存在明显空间分布特征。名山区有机碳含量在 $21 \sim 23 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 之这个范围中占的面积较大,占总面积的 42.06%, $17 \sim 19 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 和 $<17 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 这个范围较小,占总面积的 3.67%和 3.1%。高值区 ($>23 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$) 主要集中在中部偏南地区;低值区 ($<17 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$),主要分布于东北部和西南部山区边界与城镇地带,占比面积较小;中值区 ($17 \sim 19 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 、 $19 \sim 21 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$) 不规律的分布在整个区域(表 8)。

表8 土壤有机碳含量不同分级所占面积及比例
Table 8 Area and proportion of soil organic carbon content in different grades

| 分级 ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$) | >23 | $21 \sim 23$ | $19 \sim 21$ | $17 \sim 19$ | <17 |
|--------------------------------------|-------|--------------|--------------|--------------|-------|
| 面积 (km^2) | 214.5 | 267.42 | 110.9 | 23.36 | 19.67 |
| 占比 (%) | 33.73 | 42.06 | 17.44 | 3.67 | 3.1 |

5.2 土壤有机碳空间分布特征

从研究区有机碳含量空间分布图可以看出，有机碳含量的分布格局呈西北部低，东南部低，由西北向东南逐渐增加的趋势。中部偏南为高值区的集中分布区，主要为车岭镇和前进乡区域，此区域海拔较低，地势相对平坦，耕地较多，地处沿河地形湿度指数较高，有利于土壤养分和水分的积累。而土壤有机碳另一个含量较高的值区主要出现在黑竹镇和百丈镇区域，该区域内地处黑竹森林公园，植被覆盖较好，虽然海拔较高，但是地形平坦。低值区出现在研究区的东北部和西南部边界地带，中部也有零星分布。主要为蒙顶山和老峨山一带，属于低山地貌，海拔在 850 以上，坡度较大，地形十分复杂，不利于有机碳含量的积累。另一处低值区为蒙阳镇和蒙顶山镇区域，该区域是人口的主要分布地区，人类活动对有机碳的干扰较强，因此土壤有机碳含量较低。由此看出，在植被覆盖高，地势较低相对平坦且湿度较大的地区土壤有机碳含量较高，而在海拔较高、地势复杂，人类活动强烈的地区土壤有机碳含量较少（图 5）。

结合研究区的DEM和NDVI走向来看，土样有机碳含量的分布格局与值基本一致，从而也验证了前文相关性分析的可靠性，有机碳含量与NDVI、海拔、坡度和地形湿度指数呈极显著相关。海拔和坡度与土壤有机碳含量呈负相关，一般情况下，有机碳含量随着海拔和坡度的增加而降低，其原因可能是海拔高、坡度陡的地区降雨侵蚀强度大，从而导致养分容易流失，这与研究区实际情况基本一致。有机碳含量与NDVI和地形湿度指数呈正相关，枯落物是土壤表层碳元素的主要补给者，在NDVI较高的地区，因为植被生长状况良好，枯落物层较厚，所以表层土壤有机碳含量也较高；地形湿度指数越高的区域，土壤中水分含量也越高，从而有利于土壤有机碳的积累。

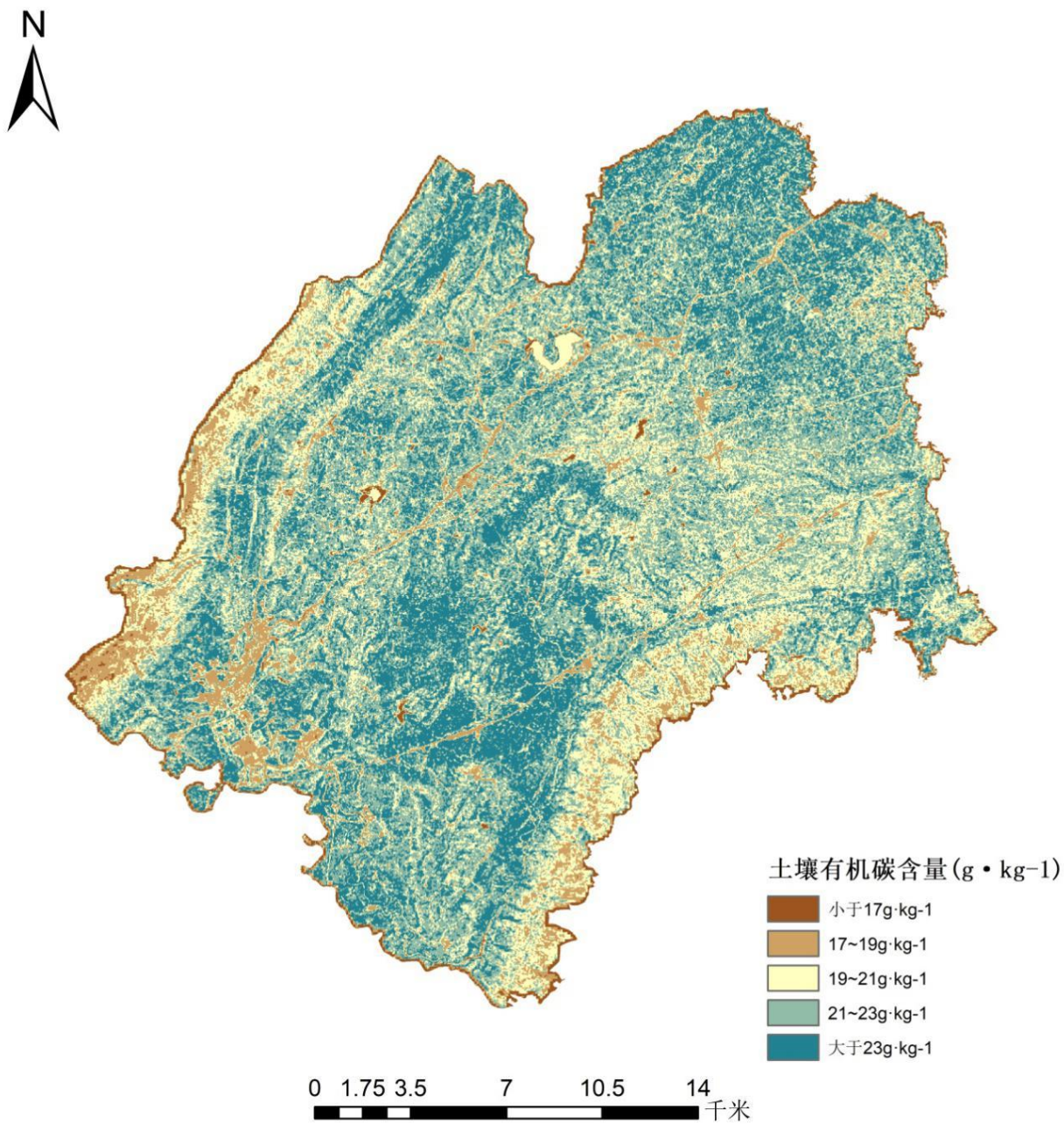


图 5 研究区土壤有机碳的空间分布
Figure 5 Spatial distribution of soil organic carbon in the study area

第六章 研究结论与展望

6.1 讨论

6.1.1 基于遥感波段光谱信息建立土壤有机碳预测模型

土壤反射光谱特性作为土壤的基本特性，它与土壤的物理性质有着紧密的联系，在不同光谱反射率中土壤有机碳含量的也会存在差异，目前，许多学者对此进行了研究^[76]。王永敏等利用遥感反射率进行了土壤有机质的估算^[77]；陈锋锐等基于遥感影像，利用多元地统计法构建了土壤有机质含量遥感反演模型^[78]。本文分析了Landsat 8 OLI遥感影像波段光谱反射率与土壤有机碳含量的相关性，并建立预测模型。研究结果表明，土壤有机碳与波段 1 和波段 3 相关性达极显著水平 ($P<0.01$)，与波段4和波段7相关性达显著水平 ($P<0.05$)，利用第1、3、4、7 波段光谱反射率值与土壤有机碳含量建立的回归预测模型达极显著水平，预测模型在引入多波段后(模型2)相对于单波段(模型1)的预测精度有明显提升，说明仅利用遥感影像光谱信息可以预测土壤有机碳含量，但是预测模型精度较低，其原因是本研究选择的是线性回归模型，而遥感波段与土壤有机碳之间是非线性的关系。

6.1.2 植被因子对土壤有机碳含量的影响

植被类型和覆盖程度影响着自然土壤的有机碳，土壤养分主要来自于动物尸体、微生物、枯枝落叶以及腐烂的树根，一般来说，有机碳含量高的土壤，凋落物和残留物就相对较多，覆盖度也相对较大，故植被长势状态都相对较良好。NDVI 的值大小和植被类型密切相关，它指示了植被的覆盖程度，土壤所蕴含的有机碳越多，则土壤的 NDVI 越高^[79]。姜春等基于 GIS，分析了广东山区表层土壤有机碳及其影响因子^[87]；姜俊彦研究了崇明东滩表层 30cm 深度土壤有机碳含量及环境因子的空间分布特征，研究结果显示，研究区内的有机碳空间分布格局与其 NDVI 分布基本一致的^[86]。本研究中，有机碳和 NDVI 具有极显著正相关关系 ($P<0.01$)，该研究区域有机碳表层含量呈西北部高、东南部低的空间分布格局，其与该研究区 NDVI 西北至东南逐步减少的分布趋势基本一致。这种类似的空间分布规律，原因可能是该研究区北部的 NDVI

更高，其土壤有机碳含量也更高，而在人类活动和城镇分布较多的西南部，有机碳分布也相对较低，由此可见，不同地区下 NDVI 的差异显著，NDVI 是影响土壤有机碳空间分布的主要因子。

6.1.3 地形因子对土壤有机碳含量的影响

地形因子在土壤形成中起着重大作用，其通过影响土壤与环境之间的物质和能量交换，引起土壤的养分和理化性质变化，从而影响土壤碳氮的空间分布^[80]。在地形因子中，地形湿度指数、汇流能力指数和沉积物运力是预测土壤性质的有效因子，它们通过影响地表径流、植物生长和分布，进而对土壤碳氮元素的空间分布产生影响^[80]。郭志兴等基于地形因子研究了有机碳的最优预测模型^[81]；刘郭月峰等以地形因子为辅助变量对土壤有机碳进行了预测，结果表明，地形因子的相对海拔、坡度和坡向与土壤有机碳含量均具有显著的相关性^[82]。

本文中，有机碳和平面曲率与地形湿度指数均具有正相关关系，而与海拔、坡度、坡向、剖面曲率、汇流动力指数与沉积物运力均具有负相关关系（表8），即平面曲率和地形湿度指数越大，海拔、坡度、坡向、剖面曲率、汇流动力指数和沉积物运力值越小的区域，有机碳的分布含量越大；反之，有机碳分布含量越小。其中，土壤有机碳含量与地形湿度指数呈极显著正相关(0.335)；与坡度呈极显著负相关(-0.315)；与海拔呈极显著负相关（-0.489）。出现这种分布特征的原因可能是随着海拔和坡度的增加，地表陡峭，降雨会加剧土壤的侵蚀，通过淋溶作用导致土壤有机碳的流失。地形湿度指数越高的区域，越容易形成汇流，土壤水分含量越高，从而促进土壤有机碳的积累。土壤有机碳与坡向、平面曲率和剖面曲率呈显著相关性，说明地形起伏也影响着有机碳的变化。

6.1.4 预测模型的比较

在地形条件复杂的丘陵区，土壤有机碳空间分布的受多种因素，在预测土壤有机碳含量中，充分考虑不同的辅助因子与有机碳的相关性，利用更多的相关辅助因子进行土壤有机碳含量预测可提高预测精度^[83]。因此，近年来，很多关于土壤有机碳预测的研究都会考虑不同的辅助因子参与预测模型构建。连纲等分析了环境因子与土壤属性的相关性，并进行了空间分布预测^[84]；张素梅等提取了地形因子和植被指数，分析

其相关性,并以此为变量建立土壤养分预测模型^[85]。本研究以均方根误差、平均偏差,标准化平均偏差和标准化平均误差对建模数据和验证数据的预测值和实测值进行对比分析,评价预测模型的精度,结果表明,结合植被因子、地形因子和波段光谱信息的预测模型精度最高,均方根误差、平均偏差,标准化平均偏差和标准化平均误差均低于其他回归预测模型,在模型的验证中,其预测模型的检验样点的预测值更接近于实测值,减小了预测误差,精度更高。由此可见,预测土壤有机碳空间分布时,应结合研究区的实际情况,综合考虑植被、地形等因子。

6.2 结论

本研究分析了 2017 年 7 月的名山区 289 个样点的有机碳含量,借助采样同时段的 Landsat 8 OLI 遥感影像,在 ENVI 支持下提取了各波段光谱反射率值、归一化植被指数 (*NDVI*)、比值植被指数 (*RVI*)、差环境植被指数 (*DVI*)、土壤显色指数 (*SCI*) 和归一化水分指数 (*NDWI*),利用研究区 dem,在 ArcGIS9.3 支持下提取了海拔 (*H*)、坡度 (β)、坡向 (*a*)、平面曲率 (*ct*)、剖面曲率 (*Cp*)、地形湿度指数 (Ψ)、汇流动力指数 (Ω) 和沉积物运移指数 (*L_s*),在 SPSS20.0 中分析了有机碳含量与各波段光谱反射率、植被指数以及地形辅助因子之间的相关性,利用相关性较高的因子构建回归模型,对不同回归模型精度进行了评价和对比,并用未参与建模的 40 个样点检验,选取相对较好的预测模型,在此基础上用选择出的模型预测值进行空间反演分析其空间分布状况,得到以下结论:

(1) 将采集的 289 个样品实测的有机碳含量进行统计分析,样品有机碳含量的平均值分别为 21.14 g·kg⁻¹,处于土壤养分分级标准划分的三级标准,属于中等水平,呈现中等程度变异。

(2) 有机碳与 Landsat 8 OLI 各波段均呈正相关性关系,其中与波段 1 和波段 3 的相关性达极显著水平 ($P < 0.01$),相关系数分别为 0.346 和 0.352,与波段 4 和波段 7 的相关性达显著水平 ($P < 0.05$),相关系数分别为 0.178 和 0.221;土壤有机碳含量与海拔和坡度指数呈极显著负相关关系 ($P < 0.01$),相关系数分别为 -0.489 和 -0.315,与地形湿度指数和 *NDVI* 呈极显著正相关关系 ($P < 0.01$),相关系数分别为 0.335 和 0.289。土壤有机碳与其他建模因子的相关性均未达显著水平 ($P > 0.05$),说明波段 1、波段 3、波段 4、波段 7、海拔、坡度、地形湿度指数、和 *NDVI* 植被因

子可以很好反映土壤要素的空间分布,并能表现出整个区域土壤有机碳空间分布状况。

(3) 引入多波段的预测模型(模型1)精度高于仅用单波段的预测模型(模型2), R^2 从0.127提高到了0.337;引入多波段和植被因子的预测模型(模型3),其模型精度较引用多光谱波段信息的模型, R^2 从0.337提高到了0.460;引入多波段和地形因子的预测模型(模型4), R^2 提高到了0.703;引入多波段、植被因子和地形因子的预测模型(模型5), R^2 提高到了0.575。对预测结果的误差分析表明,利用波段光谱反射率值和地面辅助因子构建的土壤有机碳预测模型,其均方根误差为0.76,平均偏差为-0.24,优于其他预测模型,说明在复杂的地形条件下,可以通过引入波段光谱信息和地面辅助因子提高模型精度。

(4) 从空间反演结果来看,该区域有机碳含量均值为 $22.33 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$,土壤有机碳含量反演结果的平均值高于土样的实测值,其分布在海拔较低的台状丘陵,低山地带,河流流经的区域高于其他区域。研究区表层土壤有机碳含量的空间分布格局呈现由西北向东南逐渐减少的总体趋势,这种分布趋势与该区域的 DEM 走向和 NDVI 分布趋势基本一致,这也和实际情况一致,一般地势低、坡度缓、湿度大、植被条件好的地方,土壤养分相对充足。

6.3 展望

(1) 本文主要研究利用Landsat 8 OLI遥感影像数据预测土壤有机碳含量。遥感影像数据资料还有很多种类,如ASTER、高光谱等,这些遥感资料是否可以提高模型精度,或者结合多种遥感影像进行预测值得进一步研究。

(2) 预测模型只考虑了一部分影响因子。据研究表明,对土壤有机碳的影响因子较多,气候、人为活动、种植制度等都对土壤有机碳含量分布造成影响,预测模型的建立可以考虑更多的环境因素,以便进一步提高模型精度。

(3) 本文选用回归模型进行建模,然而 Landsat 8 遥感影像各波段与土壤有机碳之间具有非线性关系。因此,在进一步的研究中可选择处理非线性关系较好的模型比如神经网络,Deep Learning 等模型。

参考文献

- [1] Zhang Y, Zhao Y C, Shi X Z, et al. Variation of soil organic carbon estimates in mountain regions: A case study from Southwest China[J]. *Geoderma*, 2008, 146(3):449-456.
- [2] Li Yuning, Wang Guanyu, Li Wei . Soil respiration and carbon cycle [J]. *Earth Science Frontiers* .2002,9(2): 351-357.
- [3] Schimel D, Melillo J, Tian H, et al. Contribution of increasing CO₂ and climate to carbon storage by ecosystems in the United States.[J]. *Science*, 2000, 287(5460):2004-6.
- [4] 张旭博, 孙楠, 徐明岗, 等. 全球气候变化下中国农田土壤碳库未来变化[J]. *中国农业科学*, 2014, 47(23):4648-4657.
- [5] 杨婷婷. 荒漠草原生物量动态及碳储量空间分布研究[D]. 内蒙古农业大学, 2013.
- [6] 陈朝, 吕昌河, 范兰, 等. 土地利用变化对土壤有机碳的影响研究进展[J]. *生态学报*, 2011, 31(18):5358-5371.
- [7] 徐占军, 张媛, 张绍良, 等. 基于GIS与分区Kriging的采煤沉陷区土壤有机碳含量空间预测[J]. *农业工程学报*, 2018, v.34; No.337(10):261-267. 张建杰, 李富忠, 胡克林, 等. 太原市农业土壤全氮和有机质的空间分布特征及其影响因素[J]. *生态学报*, 2009, 29(6):3163-3172.
- [8] 薛正平, 杨星卫. 土壤养分空间变异及合理取样数研究[J]. *农业工程学报*, 2002, 18(4):6-9. 浙江省土壤有机碳估算及其尺度效应研究[D]. 浙江大学, 2014.
- [9] Sumfleth K, Duttman R. Prediction of soil property distribution in paddy soil landscapes using terrain data and satellite information as indicators[J]. *Ecological Indicators*, 2008, 8(5):485-501.
- [10] 章清. 土壤有机碳密度的空间分布特征及其影响因素探究[D]. 华中农业大学, 2016.
- [11] 林泽民. 基于RS和GIS的泰安市土壤侵蚀空间分布格局及防治对策研究[D]. 山东师范大学, 2015.
- [12] 马黄群, 胡玉福, 徐柱, 等. 运用地统计学的土壤有机碳含量空间分布研究[J]. *地理空间信息*, 2012, 10(3):75-77.
- [13] 孙问娟, 李新举. 煤矿区土壤有机碳含量的遥感反演与分布特征[J]. *水土保持学报*, 2018, 32(3):331-336+342.
- [14] Fox G A, Sabbagh G J. Estimation of Soil Organic Matter from Red and Near-Infrared Remotely Sensed Data Using a Soil Line Euclidean Distance Technique[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2002, 66(6).
- [15] Summers D, Lewis M, Ostendorf B, et al. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties[J]. *Ecological Indicators*, 2011, 11(1):123-131.
- [16] Shi W, Liu J, Du Z, et al. Surface modelling of soil properties based on land use information[J]. *Geoderma*, 2011, 162(3):347-357.
- [17] Meersmans J, Ridder F D, Canters F, et al. A multiple regression approach to assess the spatial distribution of Soil Organic Carbon (SOC) at the regional scale (Flanders, Belgium)[J]. *Geoderma*, 2008, 143(1):1-13.
- [18] 曹宏杰, 倪红伟. 大气 CO₂ 升高对土壤碳循环影响的研究进展[J]. *生态环境学报*, 2013(11):1846-1852.
- [19] 张参参, 吴小刚, 刘斌, et al. 江西九连山不同海拔梯度土壤有机碳的变异规律[J]. *北京林业大学学报*, 2019, 41(02):23-32.
- [20] 李龙, 姚云峰, 秦富仓, 等. 小流域土壤有机碳密度空间变异特征的尺度效应研究[J]. *土壤*, 2014(5).
- [21] 唐晓红, 黄雪夏, 魏朝富. 不同尺度土壤有机碳空间分布特征研究综述[J]. *中国农学通报*, 2005,

21(3):224-224.

- [22] 黄淮海农业区旱地土壤有机碳变异性的空间尺度效应[J]. 土壤, 2013, 45(4):648-654.
- [23] Aitkenhead J A, Hope D, Billett M F. The relationship between dissolved organic carbon in stream water and soil organic carbon pools at different spatial scales[J]. Hydrological Processes, 2015, 13(8):1289-1302.
- [24] 解宪丽. 基于GIS的国家尺度和区域尺度土壤有机碳库研究[D]. 南京师范大学, 2004.
- [25] 柴华, 何念鹏. 中国土壤容重特征及其对区域碳贮量估算的意义[J]. 生态学报, 2016, 36(13):3903-3910.
- [26] Grinand C, Barthès B G, Brunet D, et al. Prediction of soil organic and inorganic carbon contents at a national scale (France) using mid-infrared reflectance spectroscopy (MIRS)[J]. European Journal of Soil Science, 2012, 63(2):141-151.
- [27] Meersmans J, Martin M P, Ridder F D, et al. A novel soil organic C model using climate, soil type and management data at the national scale in France[J]. Agronomy for Sustainable Development, 2012, 32(4):873-888.
- [28] 王大鹏, 王文斌, 郑亮,等. 中国主要人工林土壤有机碳的比较[J]. 生态环境学报, 2014(4):698-704.
- [29] 张雅蓉, 李渝, 刘彦伶,等. 长期施肥下黄壤有机碳库演变及固存特征[J]. 西南农业学报, 2018, 31(4):770-778.
- [30] Strey S, Boy J, Strey R, et al. Response of soil organic carbon to land-use change in central Brazil: a large-scale comparison of Ferralsols and Acrisols[J]. Plant & Soil, 2016, 408(1-2):1-16.
- [31] 陈仕栋, 方晰. 湖南省土壤有机碳库及其空间分布格局[J]. 中南林业科技大学学报: 自然科学版, 2011(5):146-151.
- [32] 腾格里沙漠东南缘荒漠草地不同群落类型土壤有机碳分布及储量特征[J]. 植物生态学报, 2018, 42(3):288-296.
- [33] Roy P K, Samal N R, Roy M B, et al. Soil carbon and nutrient accumulation under forest plantations in Jharkhand state of India.[J]. CLEAN - Soil, Air, Water, 2015, 38(8):706-712.
- [34] 秋新选. 云南省主要森林土壤有机碳密度估测的初步研究[J]. 林业调查规划, 2018, 43(4):7-9.
- [35] 和丽萍, 孟广涛, 李贵祥,等. 金沙江头塘小流域人工林有机碳及其剖面分布特征[J]. 长江流域资源与环境, 2016, 25(3):476-485.
- [36] 杨帆, 黄来明, 李德成,等. 高寒山区地形序列土壤有机碳和无机碳垂直分布特征及其影响因素[J]. 土壤学报, 2015, 52(6):1226-1236.
- [37] Roy P K, Samal N R, Roy M B, et al. Soil carbon and nutrient accumulation under forest plantations in Jharkhand state of India.[J]. CLEAN - Soil, Air, Water, 2015, 38(8):706-712.
- [38] 张志霞. 黄土高原农田土壤有机碳空间变异性[D]. 中国科学院研究生院(教育部水土保持与生态环境研究中心), 2014.
- [39] 马文瑛, 赵传燕, 王超,等. 祁连山天老池小流域土壤有机碳空间异质性及其影响因素[J]. 土壤, 2014, 46(3):426-432.
- [40] 张世文, 葛畅, 陈晓辉,等. 区域土壤有机碳空间分布特征与尺度效应[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2):159-168.
- [41] 李亮亮, 依艳丽, 凌国鑫,等. 地统计学在土壤空间变异研究中的应用[J]. 土壤通报, 2005, 36(2):265-268.
- [42] 王艳妮, 谢金梅, 郭祥. ArcGIS中的地统计克里格插值法及其应用[J]. 软件导刊, 2008(12):36-38.
- [43] Campbell J B. Spatial Variation of Sand Content and pH Within Single Contiguous Delineations of Two Soil Mapping Units[J]. Soil Science Society of America Journal, 1978, 42(3):460-464.
- [44] 王晓辉, 杨晨. 基于GIS和地统计学的淮南矿区土壤重金属含量与空间分布研究 简[J]. 长江流域

资源与环境, 2014, 23(S1):60-65.

- [45] 杨哲海, 韩建峰, 宫大鹏, 等. 高光谱遥感技术的发展与应用[J]. 海洋测绘, 2003, 23(6):55-58.
- [46] Feng C, Kissel D E, West L T, et al. Field-scale mapping of surface soil organic carbon using remotely sensed imagery[J]. Soil Science Society of America Journal, 2000, 64(2):746-753.
- [47] Frazier B E, Cheng Y, Frazier B E, et al. Remote sensing of soils in the eastern Palouse region with Landsat Thematic Mapper[J]. Remote Sensing of Environment, 1989, 28(89):317-325.
- [48] 杨晓梅, 刘晓君, 包明忠. 应用遥感技术绘制土壤有机碳含量图高效廉价[J]. 水土保持应用技术, 2006(1):3-4.
- [49] 崔霞, 宋清洁, 张瑶瑶, 等. 基于高光谱数据的高寒草地土壤有机碳预测模型研究[J]. 草业学报, 2017, 26(10):20-29.
- [50] 刘潘伟, 高鹏, 刘晓华, 等. 大岗山流域土壤碳氮要素空间分布特征及影响因素[J]. 中国水土保持科学, 2018, 16(2):76-82.
- [51] 任超. 基于遥感影像的江西省典型亚热带常绿阔叶林碳储量的估测研究[D]. 南昌航空大学, 2017.
- [52] 薛利红, 曹卫星, 罗卫红, 等. 光谱植被指数与水稻叶面积指数相关性的研究[J]. 植物生态学报, 2004, 28(1):47-52.
- [53] 李伟, 张书慧, 张倩, 等. 近红外光谱法快速测定土壤碱解氮、速效磷和速效钾含量[J]. 农业工程学报, 2007, 23(1):55-59.
- [54] 沈掌泉, 王珂, Xuewen Huang. 用近红外光谱预测土壤碳含量的研究[J]. 红外与毫米波学报, 2010, 29(1):32-37.
- [55] 刘会增, 石铁柱, 王俊杰, 等. 利用区域土壤光谱库研究土壤有机碳反演模型传递性[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(7):889-895.
- [56] Martin P D, Malley D F, Manning G, et al. Determination of soil organic carbon and nitrogen at the field level using near-infrared spectroscopy[J]. Canadian Journal of Soil Science, 2002, 82(4):413-422.
- [57] 路鹏. 应用特征波段和反射变形差的方法进行土壤属性估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(3):716-721.
- [58] 闫宝龙, 赵清格, 张波, 等. 不同植被类型对土壤理化性质和土壤呼吸的影响[J]. 生态环境学报, 2017, 26(2):189-195.
- [59] 徐嘉晖, 孙颖, 高雷, 等. 土壤有机碳稳定性影响因素的研究进展[J]. 中国生态农业学报, 2018, 26(2).
- [60] 徐立恒, 宋宝权, 韩嵩, 等. 变尺度构造模型在地质统计学反演储层预测中的应用[J]. 石油学报, 2019, 40(02):64-70+113.
- [61] 霍仁龙. 大数据时代下西南山地环境变化的自然影响因素研究——基于小区域尺度的地形与坡向分析[J]. 云南大学学报(社会科学版), 2017, 16(4):64-70.
- [62] 刘艳芳, 宋玉玲, 郭龙, 等. 结合高光谱信息的土壤有机碳密度地统计模型[J]. 农业工程学报, 2017, 33(2):183-191.
- [63] 双龙, 妮萨娜, 杜江, 等. 重铬酸钾氧化-外加热法测定化探土壤样品中有机碳含量[J]. 安徽化工, 2016, 42(4):110-112.
- [64] 汪善勤, 舒宁. 土壤定量遥感技术研究进展[J]. 遥感信息, 2007(6):89-93.
- [65] 张兆明, 何国金. Landsat 5 TM数据辐射定标[J]. 科技导报, 2008, 26(7):54-58.
- [66] 郭彦茹. 清澜港红树林湿地土壤有机碳空间分布及碳储量遥感估算研究[D]. 中国林业科学研究院, 2014.
- [67] 张镀光. 基于DEM的地形指数提取方法及应用[J]. 长江流域资源与环境, 2005, 14(6):715-719.
- [68] 董西明. 对两个定类变量间相关系数计算方法之分析[J]. 江苏统计, 1997(5):15-16.
- [69] 张文龙. 镇域尺度农田生态系统地上生物量遥感估算及地表有机碳储量研究[D]. 山东农业大学, 2011.

- [70] 郭治兴, 袁宇志, 郭颖,等. 基于地形因子的土壤有机碳最优估算模型[J]. 土壤学报, 2017, 54(2):331-343.
- [71] 李欣宇, 宇万太, 李秀珍. 基于TM影像的表层土壤有机碳空间格局[J]. 生態學雜誌, 2008, 27(3):333-338.
- [72] 张红丽, 张吴平, 冀美蓉,等. 基于遥感数据的孝义市土壤有机碳空间格局[J]. 山西农业大学学报(自然科学版), 2012, 32(6):561-566.
- [73] 周稀, 潘洪旭, 邓欧平,等. 基于RS和GIS的西河流域土壤有机碳含量的空间反演[J]. 中国土壤与肥料, 2016(4):32-38.
- [74] 任丽, 杨联安, 王辉, 等. 基于随机森林的苹果区土壤有机质空间预测[J]. 干旱区资源与环境, 2018, v.32; No.240(08):144-149.
- [75] 郭澎涛, 李茂芬, 罗微, 等. 基于多源环境变量和随机森林的橡胶园土壤全氮含量预测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5):194-202.
- [76] 卢艳丽, 白由路, 杨俐苹,等. 基于主成分回归分析的土壤有机质高光谱预测与模型验证[J]. 植物营养与肥料学报, 2008, 14(6):1076-1082.
- [77] 王永敏, 李西灿, 田林亚, 等. 土壤有机质含量地面高光谱估测模型对比分析[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(1).
- [78] 陈锐锋. 基于多元地统计的土壤有机质含量空间格局反演[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20):188-194.
- [79] 马逸麟, 郗海满, 彭晓玫,等. 江西省鄱阳湖及周边经济区土壤有机碳储量分布特征[J]. 岩矿测试, 2014, 33(2):246-255.
- [80] 武爱彬, 刘欣, 赵艳霞. 地形因子对浅山丘陵区土地利用类型分布与转换的影响——以燕山浅山丘陵区为例[J]. 农业现代化研究, 2014, 35(1):000103-107.
- [81] 郭治兴, 袁宇志, 郭颖,等. 基于地形因子的土壤有机碳最优估算模型[J]. 土壤学报, 2017, 54(2):331-343.
- [82] 郭月峰, 姚云峰, 秦富仓,等. 地形因子对老哈河流域土壤有机碳的影响[J]. 干旱区资源与环境, 2014, 28(2).
- [83] 田耀武. 伏牛山森林土壤有机碳密度与环境因子的关联性分析[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2019, 43(1):083-90.
- [84] 连纲, 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.
- [85] 张素梅, 王宗明, 张柏,等. 利用地形和遥感数据预测土壤养分空间分布[J]. 农业工程学报, 2010, 26(5):188-194.
- [86] 姜俊彦, 黄星, 李秀珍,等. 潮滩湿地土壤有机碳储量及其与土壤理化因子的关系——以崇明东滩为例[J]. 生态与农村环境学报, 2015, 31(4):540-547.
- [87] 姜春, 钱乐祥, 吴志峰, 等. 基于小波变换的土壤有机碳与其影响因子多尺度相关分析[J]. 应用生态学报, 2013, 24(12):3415-3422.

致谢

三年的研究生生活即将过去。回首过去，一路求学的艰辛已溢满收获时节的幸福温馨。在论文即将完成之际，我的心情无法平静，从开始进入课题到论文的顺利完成，有多少可敬的师长、同学、朋友及家人给了我无言的帮助，在这里请接受我诚挚的谢意和真心的祝福！

感谢我的指导老师，穆炯教授和胡玉福教授，您们在我写论文的整个过程中，给了我悉心的指导，对于我论文的不足，帮助我仔细的找到并给我提出了很多改进的建议，让我的文章能够得到进一步的提升。感谢指导老师耐心的回答我的问题。在我需要找到相关文献时，给了我很大的帮助。在日常工作和生活中也给予我非常多的意见和帮助，给予我很多的宽容和理解，在此谨向指导老师致以最诚挚的谢意和最崇高的敬意！

感谢四川农业大学的徐精文、王永东、胡宗达、李启权、魏雅丽等所有老师对我在此学习期间提供的大力支持和帮助。

感谢我的家人，家人是我永远的避风港，在我需要帮助时，家人不要任何回报的付出；当我遇到困难挫折时，家人帮我拨开乌云。感谢家人对我悉心的照顾和深切的关怀。正是你们的爱，让我不断的前行，让我不断进步。

感谢我的朋友陈刚、唐祺超、石楷岐、张弛、王明睿、蒋姚、庞宇、黄帅、林宽、范雨莘、林含、谭宇、曾雪珺、贾慧婷、宋添伟、周夏玥、刘念、易西贝、吴佳林，在学习和生活中，可以相互鼓励相互支持，相互帮助，当我遭受困难挫折时，可以帮助我克服一切困难；当我跌入谷底时，可以拉我努力。有了朋友的陪伴和帮助，我的生活变得更加丰富多彩，谢谢你出现在我的生命中。

感谢室友赖星、翟星光、袁林、李均儒和张明虎对我无微不至的照顾和帮助，怀念与你们在一起的日子，从遥远的家来到这个陌生的城市里，是你们和我共同维系着彼此之间兄弟般的感情，维系着寝室那份家的融洽，与你们在一起的点滴岁月将成为我永远都不能磨灭的美好回忆。

在此我还要感谢 2016 级农业信息化的刘偲偲、曾志超、晏明国、李书钰、周冰玉、张梦姣等同学，感谢他们在学习生活上给予我的不少帮助，谢谢你们！

特别感谢德阳城市轨道交通职业技术学院给我的机会，我即将从台下走向台前，

从学生转变成老师，我会珍惜教师的岗位，也更加清醒地意识到必须做终生学习型的人，在今后的岗位中，我会向在在座的所有老师学习，您们渊博的专业知识，严肃的科学态度，严谨的治学精神和精益求精的工作作风，深深地感染和激励着我，这是够我一生受用的人格魅力。

谢谢！