ISSN 0564-3929

Acta Pedologica Sinica 上壤学报

Turang Xuebao





土 壤 学 报

(Turang Xuebao)



第 53 卷 第 2 期 2016 年 3 月

目 次

综述与评论

土壤微生物一腐殖质一矿物间的胞外电子传递机制研究进展 吴云当 李芳柏 刘同旭(277)
长期施肥对农田土壤氮素关键转化过程的影响
新视角与前沿
土壤学不应忽视对作物土传病原微生物的研究
研究论文
西安少陵塬黄土—古土壤序列S ₃ 剖面元素迁移及古气候意义
基于盲源分离的稀疏植被区土壤含盐量反演
基于地类分层的土壤有机质光谱反演校正样本集的构建
基于多分辨率遥感数据与随机森林算法的土壤有机质预测研究 王茵茵 齐雁冰 陈 洋等(342)
鄂东南崩岗剖面土壤水分特征曲线及模拟 邓羽松 丁树文 蔡崇法等 (355)
放水冲刷对红壤坡面侵蚀过程及溶质迁移特征的影响 马美景 王军光 郭忠录等 (365)
汶川震区滑坡堆积体坡面土壤侵蚀率及水动力学参数研究 王仁新 何丙辉 李天阳等 (375)
咸水冻融灌溉对重度盐渍土壤水盐分布的影响张 越 杨劲松 姚荣江(388)
基于不同估算方法的贵州省土壤温度状况 陆晓辉 董宇博 涂成龙(401)
拉萨灌丛草甸区土壤温度变化特征 巩玉玲 王兆锋 张镱锂等(411)
砂土和黏土的颗粒差异对土壤斥水性的影响杨 松 吴珺华 董红艳等 (421)
AQDS加速红壤性水稻土中DDT厌氧脱氯效应研究
激发式秸秆深还对土壤养分和冬小麦产量的影响 赵金花 张丛志 张佳宝(438)
臭氧污染对麦田土壤不同活性有机碳库的影响 寇太记 程相涵 张东亮等(450)
黑土区水稻土有机氮组分及其对可矿化氮的贡献
水土保持措施对红壤缓坡地土壤活性有机碳及酶活性的影响 黄尚书 成艳红 钟义军等(468)
祁连山青海云杉林叶片一枯落物一土壤的碳氮磷生态化学计量特征… 赵维俊 刘贤德 金 铭等(477)
基于核酸DNA/RNA同位素示踪技术的水稻土甲烷氧化微生物研究 郑 燕 贾仲君(490)
适应玉米的溶磷细菌筛选及其对玉米生长的影响 梅新兰 闪安琪 蒋 益等 (502)
旱地红壤线虫群落对不同耕作年限的响应及指示意义 王明伟 刘雨迪 陈小云等 (510)
西藏"玉米田养鹅"模式下养分吸收与养分平衡特征 沙志鹏 张宇阳 王 超等(523)
加工番茄连作对土壤理化性状及微生物量的影响 康亚龙 景 峰 孙文庆等 (533)
研究简报
CTMAB对BS-12修饰膨润土的复配修饰模式 余 璐 孟昭福 李文斌等(543)
不同机械改土方式对白浆土物理特性及酶活性的影响 孟庆英 张春峰 贾会彬等 (552)
信息
《土壤学报》2015年度审稿专家名录 (560)
封面图片 :微生物胞外电子传递:能量传递与物质转化(由吴云当、李芳柏、刘同旭提供)

DOI: 10.11766/trxb201508170308

基于多分辨率遥感数据与随机森林算法的 土壤有机质预测研究^{*}

王茵茵1 齐雁冰1,27 陈 洋1 解 飞1

(1西北农林科技大学资源环境学院,陕西杨凌 712100)(2农业部西北植物营养与农业环境重点实验室,陕西杨凌 712100)

遥感数据已经在数字土壤制图中得到广泛应用,并且可以一定程度上提高土壤属性 摘要 预测的精度。本文以榆阳区的黄土丘陵和风沙滩地两种地貌区为例,利用不同分辨率的专题制图仪 (thematic mapper, TM)、先进宽视场传感器(advanced wide field sensor, AWIFS)和中等分辨率 成像仪(Moderate resolution imaging spectroradiometer, MODIS)的遥感影像数据(分辨率分别为30 m、 56 m和250 m)和基于高级热量散射和反射辐射仪全球数字高程模型(advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer global digital elevation model, ASTER GDEM)的地形衍生数据,结 合其他影响土壤有机质分布的辅助因子,用随机森林算法(random forest, RF)对表层土壤有机质进 行模拟预测,并通过实测数据的百分比抽样对预测结果进行了验证。结果表明,在榆阳区的黄土丘陵 区,基于TM数据的土壤有机质预测结果较好;在风沙滩地区,基于AWIFS数据的土壤有机质预测结 果较好。基于RF的土壤有机质预测在榆阳区的黄土丘陵区结果较好,三个分辨率下的平均绝对误差在 1.27~1.57g kg⁻¹之间,在风沙滩地区预测精度较低,平均绝对误差在1.46~2.08g kg⁻¹之间。高程、地 理位置和植被是影响黄土丘陵区土壤有机质预测的主要因素,在风沙滩地区,植被、高程和离水源地 的距离是影响有机质预测的主要因素。可见,在地貌相对简单的地区进行土壤有机质含量的预测时可 以使用较低分辨率的数据代替较高分辨率的数据,同时,RF算法在复杂地貌区的土壤有机质预测更有 效。

关键词 多分辨率遥感数据;随机森林;土壤有机质中图分类号 S127 文献标识码 A

土壤有机质(soil organic matter, SOM)是土 壤最具代表性的属性之一,是评价土壤肥力和土壤 质量的一项重要指标^[1],尤其在干旱与半干旱地 区,土壤有机质在退化生态系统的恢复中起着重要 的作用^[2-3]。有机质的空间制图是掌握区域有机质 分布状况及了解土壤质量、植被恢复效益的重要 途径之一^[4-6]。随着3S技术的发展,借助辅助环 境因子的土壤属性预测在数字土壤制图中日益受 到重视^[7],遥感数据作为反映土壤及植被重要信息的数据源逐渐被学者们应用到土壤属性的预测之中^[8-9],并发挥独特优势。

在土壤有机质空间预测中,通常的辅助环境 因子包括成土母质、地形地貌、土壤类型、植被 等^[10-12]。这些影响因素对土壤有机质分布的贡献 程度在不同的环境条件下是有差异的^[13],因此对 辅助因子进行筛选尤为必要。Di Nezio等^[14]提出

收稿日期: 2015-08-17; 收到修改稿日期: 2015-10-23

^{*} 国家科技基础性工作专项项目(2014FY110200A08)资助 Supported by the Special Foundation of National Science and Technology Basic Work Project of China (No. 2014FY110200A08)

^{*} 通讯作者 Corresponding author, E-mail: ybqi@nwsuaf.edu.cn

作者简介:王茵茵(1993一),女,河南南阳人,硕士研究生,主要从事资源环境监测与评价研究。E-mail: wangyinyinwyy@163.com

了一种递归偏最小二乘算法来保持模型的预测能 力,有研究^[15-16]利用逐步线性回归方法对这些变 量进行筛选。本文利用随机森林(random forest, RF)算法预测所产生的袋外误差的大小对变量进 行筛选。RF算法是一种基于多决策树的方法,其 在处理多元非线性数据等方面表现出很好的优势, 相比较于其他的基于多元统计的土壤属性预测方 法,RF算法具有防止过拟合,模型的稳定性强以 及易于处理非线性回归等特点^[17]。目前RF算法 在医学、管理学、经济学等诸多领域得到广泛应 用,而其在地学指标预测因子筛选方面的研究相对 较少。

遥感数据记录着地表覆被信息,表层土壤属 性如有机质含量的差异可从反射光谱特征加以区 分,因此利用遥感影像进行土壤属性含量及其空 间分布的反演与制图成为可能。20世纪70年代起 陆续有学者展开土壤有机质的遥感反演研究,并 在其可行性、模型建立及精度验证等方面取得了 一定的成果。如Peng等^[18]利用遥感数据分析了裸 露土壤区域的排水模式, Sullivan等^[19]用伊科诺 斯(IKONOS)数据预测亚拉巴马州中两种地貌的 土壤表面属性, Simbahan等^[20]利用多源遥感二 次数据进行精细分辨率的土壤有机碳制图, Selige 等^[21]利用高光谱数据进行农田耕作层土壤的制 图,这些研究的预测精度由于加入了环境辅助变量 而有所提高^[22]。研究证明,影像分辨率是影响土 壤属性预测精度的主要因素之一,选择合适分辨率 的影像可以节约成本、减少数据处理量、捕捉重要 的景观特点。而以往的研究少有基于不同分辨率的 遥感数据对预测精度影响的评估,针对不同地形地 貌区有机质分布的影响因子的探索亦不多见。

榆阳区位于陕北毛乌素沙漠与黄土高原过渡地 带,是我国荒漠化最为严重的区域之一,同时也是 开展植被恢复工作较早的地区。有机质在植被与土 壤间的转化是影响退化生态系统逆转的关键因素, 因此在本区域开展表层土壤有机质含量的预测也是 荒漠化植被恢复效益监测的重要途径之一。本文利 用遥感数据提取辅助环境因子,在三个空间分辨率 (30 m、56 m和250 m)级别下结合RF算法对表层 土壤有机质进行空间预测,并比较其在风沙滩地和 黄土丘陵区的预测精度,以期为荒漠化植被恢复及 农业生产管理措施的制定提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于陕西省榆林市榆阳区,属于中温带 半干旱大陆性季风气候, 年平均气温8.1℃, 年平 均降雨量412.2 mm, 年平均日照总时数2 925.5 h, 日照率 66%。风沙滩地区分布于38°12′54"~ 38°29'3"N, 109°12'16"~109°33'7"E, 面积914 km²,平均海拔1 187 m,地形坡度较小。地表 主要为固定沙丘和半固定沙丘,通过在固定沙 地上营造护田林网, 在流动沙地上采取营造人 工林,并在沙漠化边缘营建防风阻沙林带的方 法,风沙滩地区的植被得到一定的恢复,为土 壤有机质的储存创造了良好条件。黄土丘陵区 分布在37°57′44″~38°13′52″N, 109°52′28″~ 110°8′48″E, 面积574 km², 该区地形坡度大、沟 壑纵横,平均海拔892 m,水土保持措施以种植人 工刺槐林、柠条林和自然撂荒为主,表层SOM不易 储存,100~400 cm间的土壤有机质储量高。

1.2 样品采集与分析

本研究样品采集时结合全国耕地地力调查与 评价工作进行。于2006年10—11月间,按照随机 性、均匀性及代表性原则在研究区共设置表层采 样点324个(图1),其中107个分布在风沙滩地 区(图1中标记为A),217个分布在黄土丘陵区 (图1中标记为B)。每个样点采集0~20 cm深度 土壤,在25 m×25 m范围内由4角及中心采集5个 土样混合成1 kg土样,装入自封袋带回实验室自然 风干过筛备用。土壤有机质的测定采用油浴加热重 铬酸钾氧化一容量法进行测定,分析方法按照文 献[1]进行。

1.3 遥感影像处理与植被指数提取

本文应用专题制图仪(thematic mapper, TM)、先进宽视场传感器(advanced wide field sensor, AWIFS)和中等分辨率成像仪(moderate resolution imaging spectroradiometer, MODIS)影 像数据。植被指数与地表生物量相对应,在研究区 4—11月为植被生长期,因此采用了同年从4月— 11月可获取的植被指数之和来代替单一日期的植 被指数。TM数据为2006年4月19日、9月10日、10 月12日和10月28日在Landsat5卫星平台上获取的 多波段数据(绿波段: 0.52~0.60 µm; 红波段:



Fig.1 General information of the study area

0.63~0.69 µm; 近红外波段: 0.76~0.90 µm; 短 波红外: 1.55~1.75 μm),分辨率为30m; AWIFS 为2006年5月15日、9月17日、10月1日和10月10 日在IRS-P6卫星平台上获取的多波段数据(绿波 段: 0.52~0.59 µm; 红波段: 0.62~0.68 µm; 近 红外波段: 0.77~0.86 µm; 短波红外: 1.55~1.70 μm),分辨率为56m,其中10月10日的影像图覆 盖榆阳区风沙滩地区的大部分,在黄土丘陵区无 覆盖; MODIS为2006年5月15日、6月8日、9月17 日、10月11日和10月28日在Terra卫星上获取的 多波段数据(绿波段: 0.54~0.56 μm; 红波段: 0.62~0.67 µm; 近红外波段: 0.84~0.87 µm; 短 波红外: 1.62~1.65 µm),其中红波段和近红外 波段的分辨率是250 m, 绿波段和短波红外波段的 分辨率是500 m,为了保持分辨率的一致,500 m的 绿波段和短波红外波段被重采样到250 m。影像的 投影及辐射校正等预处理在ENVI5.0下进行。植被 指数是表征土壤有机质含量的重要指标,本研究利 用遥感影像提取4个植被指数指标(表1),植被指 数以传感器为类别在不同日期进行求和用于土壤有

机质的预测。

1.4 基于ASTER GDEM的地形因子获取

ASTER GDEM来源于地理空间数据云平台,其 数字高程模型(DEM)的水平方向分辨率为30m, 坡度(Slope)通过ArcGIS10计算。高程和坡度分 别重采样到56m和250m以与植被指数数据的分辨 率相一致。

研究区位于干旱半干旱区,有机质的分布与 水源地和地理位置相关,采样点离主要河流的距离 (distance to river, RD)和采样点的地理坐标(*x* 和*y*)为影响有机质预测的因素;在黄土丘陵区, 土壤大部分为黄绵土,土壤类型(soil type, ST) 不作为影响有机质分布的决定因素。

1.5 变量筛选

影响土壤有机质的因素众多,在所有的因子 中由于重要性较低而对有机质的预测产生累积误差 的因子需要剔除。RF模型的袋外误差(out of bag error, OOB error)是对预测误差的无偏估计,对 于回归问题,误差是残差的平方^[27],依据逐次剔 除掉因子后袋外误差的增减判断该因子是否保留, 植被指数计算公式

表1

Table 1 Formulas of vegetation indices 植被指数 公式 参考文献 Vegetation indices Formulas References 比值植被指数 NIR Cohen [23] Ratio vegetation index (RVI) red 归一化植被指数 NIR - red Normalized difference vegetation index Rouse 等[24] NIR + red(NDVI) $\frac{\mathrm{NIR}}{\mathrm{red}}(\ 1 - \frac{\mathrm{SWIR} - \mathrm{SWIR}_{\mathrm{min}}}{\mathrm{SWIR}_{\mathrm{max}} - \mathrm{SWIR}_{\mathrm{min}}})$ 简化比值植被指数 Brown等「25] Reduced simple ratio (RSR) $\left(\frac{\text{NIR} - \text{red}}{\text{NIR} + \text{red}} + 0.5\right)^{\frac{1}{2}} \times 100$ 转换植被指数 Nellis和Briggs [26] Transformed vegetation index (TVI)

注: NIR, 近红外波段; red, 红波段; SWIR, 短波红外波段; SWIR_{min}, 短波红外波段的最小值; SWIR_{max}, 短波红外波段的 最大值 Note: NIR, near infrared band; red, red band; SWIR, shortwave infrared band; SWIR_{min}, the minimum value of shortwave infrared band; SWIR_{max}, the maximum value of shortwave infrared band

表2 不同空间分辨率数据下的因子筛选

研究区	머국	袋外误	因子是否保	研究区	머국	袋外误	因子是否保留	研究区	ᄪᅎ	代刊四平	因子是否保留
Study	因于	差00B	留Factors	Study	因于	差00B	Factors deleted	Study	因于	彩外误差	Factors deleted
areas	ractors	errors	deleted or not	areas	ractors	errors	or not	areas	ractors	OUBerrors	or not
\mathbf{A}_{TM}	ND	4.48		A _{AWIFS}	ND	3.82		A _{MODIS}	ND	4.64	
	х	4.35	×		х	3.82	×		х	4.57	×
	RVI	4.24	×		TVI	3.79	×		Slope	4.51	×
	TVI	4.12	×		RSR	3.71	×		RSR	4.47	×
	ST	3.98	×		ST	3.63	×		TVI	4.38	×
	NDVI	3.95	×		Slope	<u>3.52</u>	×		RVI	4.37	×
	Slope	3.89	×		у	3.66	\checkmark		ST	4.34	×
	у	<u>3.82</u>	×		RD	3.74	\checkmark		у	4.23	×
	RD	4.33			DEM	3.89	\checkmark		RD	4.64	\checkmark
	RSR	4.68			RVI	3.57	\checkmark		NDVI	4.55	\checkmark
	DEM	4.39			NDVI	3.6	\checkmark		DEM	5.16	\checkmark
B_{TM}	ND	3.62		BAWIFS	ND	3.72		B _{MODIS}	ND	3.55	
	RVI	3.54	×		RVI	<u>3.63</u>	×		RVI	3.47	×
	TVI	3.45	×		RD	3.66	\checkmark		TVI	<u>3.46</u>	×
	NDVI	3.31	×		Slope	3.68	\checkmark		RSR	3.5	\checkmark
	Slope	3.41			NDVI	3.64	\checkmark		RD	3.54	\checkmark
	RD	3.41			TVI	3.65			Slope	3.5	
	RSR	3.88			RSR	3.68			NDVI	3.58	
	x	3.57			v	3.85	$\frac{1}{\sqrt{2}}$		x	3.57	
	v	3.61			x	3.88	· V		v	3.56	· V
	DEM	3 36	v V		DEM	3.86	v V		, DEM	3 64	v V

Table 2 Screening of factors relative to spatial resolution of data

注: 带下划线的数据是最后保留的所有因子进行RF预测时所产生的袋外误差值。A_{TM}为TM数据中的A区域(风沙滩地); A_{AWIFS} 为AWIFS数据中的A区域; A_{MODIS}为MODIS数据中的A区域; B_{TM}为TM数据中的B区域(黄土丘陵区); B_{AWIFS}为AIWFS数据下的B区 域; B_{MODIS}为MODIS数据中的B区域。ND,未删; x, 经度值; y, 纬度值; RVI, 比值植被指数; TVI, 转换植被指数; NDVI, 归 一化植被指数; RSR, 简化比值植被指数; DEM, 高程值; Slope, 坡度值; RD, 离河流的距离。下同 Note: Underlined data are out of bag errors of factors remained in RF prediction. A_{TM} stands for area A (Aeolian sandy fluvial land) of TM data. A_{AWIFS} is area A of AWIFS data; A_{MODIS} is area A of MODIS data; B_{TM} is area B (Losses hilly) of TM data; B_{AWIFS} is area B of A_{IWFS} data; B_{MODIS} is area B of MODIS data, OOB error, out of bag error; ND, non deletion; x, longitude value; y, latitude value; RVI, ratio vegetation index; TVI, transformed vegetation index; NDVI, normalized vegetation index; RSR, reduced simple ratio vegetation index; DEM, elevation value; Slope, slope value; RD, the distance to rivers. The same below

345

袋外误差增加则删掉该因子,反之则保留,从而实现RF模型的因子筛选(表2)。

1.6 RF模型参数设定

本研究以上述所选变量为基础,运用RF模型进行三种分辨率下土壤有机质含量的回归预测。RF模型是建立在决策树基础上,通过多次bootstrap 抽样获得多个随机样本,并通过这些样本分别建立相对应的决策树,从而构成随机森林。

对于回归问题,取所有决策树预测结果的均值作为最终的预测结果^[27]。RF模型建立的过程中涉及到2个关键的参数:ntree和mtry。ntree为决策树的数量,即使用bootstrap 重抽样的次数;mtry为每次树模型重建时节点分裂的次数。这两个参数的设定同样依据RF模型运算时产生的袋外误差的大小,本文RF预测设定ntree为1000,mtry为2(表3)。

表3 不同空间分辨率数据下的决策树数量(ntree)和节点分裂次数(mtry)的筛选

Table 3 Screening of numbers of decisiontrees (ntree) and splitting numbers of nodes (mtry) relative to spatial resolution of data

研究区	决策树数量	节点分裂次数	袋外误差	研究区	决策树数量	节点分裂次数	袋外误差
Study areas	ntree	mtry	out of bag error	Study areas	ntree	mtry	out of bag error
A_{TM}	1000	2	3.82	Втм	1000	2	3.31
	2000	2	3.88		2000	2	3.36
	1000	3	3.92		1000	3	3.43
$\mathbf{A}_{\mathrm{AWIFS}}$	1000	2	3.52	B _{AWIFS}	1000	2	3.63
	2000	2	3.58		2000	2	3.67
	1000	3	3.66		1000	3	3.67
$\mathbf{A}_{\text{MODIS}}$	1000	2	4.23	B _{MODIS}	1000	2	3.46
	2000	2	4.34		2000	2	3.52
	1000	3	4.43		1000	3	3.58

2 结果与讨论

2.1 土壤有机质含量空间分布

通过R语言的random forest包,设定RF模型的 ntree为1000,mtry为2,根据所筛选的因子,在TM (30 m)、AWIFS(56 m)和MODIS(250 m)的 空间分辨率下分别在风沙滩地区(A)和黄土丘陵 区(B)对土壤有机质进行预测,使用ArcGIS 10进 行基于RF模型的不同空间分辨率下的土壤有机质 预测结果的空间分布制图(图2)。

从图2可以看出,风沙滩地区的土壤有机质在 整体水平高于黄土丘陵区,大部分区域的土壤有机 质含量高于8gkg⁻¹,该区为荒漠化土壤的主要分 布区。受退耕还林还草工程的影响,大面积的流动 沙地已经转变为半固定或固定沙地,表层结皮明 显,有机质在表层聚集,因此表层土壤有机质含量 较高。黄土丘陵区的土壤类型以黄绵土为主,受水 土流失及耕作的影响,土壤有机质含量较低,大部 分有机质含量低于9gkg⁻¹。基于TM数据预测的土 壤有机质的空间分布在风沙滩地区比较离散,在黄 土丘陵区则以河谷为中心由高到低呈渐变型分布。 基于AWIFS数据预测的土壤有机质空间分布趋势 与TM数据在总体上一致,但其在风沙滩地区>10 g kg⁻¹的有机质分布面积较TM数据预测的面积小。 基于MODIS数据的土壤有机质预测结果最为粗略, 在黄土丘陵区有机质沿河谷的狭长型分布形态已简 化为点面状。

2.2 土壤有机质预测结果评估

分析分辨率对预测结果的影响,首先用图像的 熵值来衡量土壤有机质预测结果图中所含的信息量 的大小(表4),熵值越大,图像中所包含的信息 量越大,表明有机质预测图中的细节信息越多;反 之,熵值越小,有机质预测图中的细节信息越少。 图像熵值的计算公式如下:

$$E = -\sum_{i=1}^{L-1} p_i log_2(p_i)$$
 (1)

式中, E为图像总的信息熵, i为像元的灰度值, L



注: A: 风沙滩地区, B: 黄土丘陵区; TM代表基于TM数据的有机质预测图, AWIFS数据代表基于AWIFS数据的有机质预测图, MODIS代表基于MODIS数据的有机质预测图 Note: A: Aeolian sandy fluvial land, B: Losses hilly; TM, AWIFS and MODIS represent soil organic matter prediction maps based TM data, AWIFS data and MODIS data, respectively

图2 土壤有机质预测结果对比图

Fig. 2 Comparison of soil organic matter prediction map

为图像的总像元数量, *p*_i是像元值为*i*的像元数量与 总的像元数量的比值。

表4 土壤有机质预测结果的熵值对比

Fable 4	Comparison	of SOM	predictions	in entropy
---------	------------	--------	-------------	------------

研究区Study area	ТМ	AWIFS	MODIS
风沙滩地区(A)Aeolian sandy fluvial	2.19	1.33	0.3
land (A)			
黄土丘陵区(B)Loess hilly(B)	1.81	1.11	0.26

由表4可知,遥感影像空间分辨率越高,土壤 有机质空间预测图中包含的信息量越大。其中,在 风沙滩地区基于TM数据的有机质预测图的熵值最 大,在黄土丘陵区基于MODIS数据的熵值最小。为 了进一步评估不同地貌区基于RF模型预测的土壤 有机质精度,采用平均误差(mean error, ME)、 绝对平均误差(mean absolute error, MAE)、均 方根误差(root mean square error, RMSE)和皮 尔逊相关系数(*R*)来计算研究区土壤有机质预测 值和实测值的偏差和一致性^[28],同时,使用变量 对预测结果的可解释度(variance explainability, VE)来说明不同分辨率数据下的RF模型对土壤有 机质空间变异的解释程度^[27]。

RF模型的每棵分类树,均是对原始记录进行 有放回的重抽样后生成的。没有被抽取的记录自 然形成一个对照集。所以随机森林不需要另外预 留部分数据做交叉验证,其本身的算法类似交叉验 证^[27]。为了说明随机抽样对有机质预测精度的影 响,调整训练数据和验证数据在总数据量中所占的 百分比,根据不同抽样百分比中预测值和实测值的 偏差和一致性来分析在不同分辨率条件下土壤有机 质预测的精度(表5)。表5中:在风沙滩地区,基 于AWIFS数据的RF模型解释土壤有机质空间变异 的能力最强,训练数据集中预测值和实测值的相关 系数最高达0.95,验证数据集中预测值和实测值的 相关系数可达0.67; 三个分辨率下的遥感数据的预 测结果表明,训练集为总数据集的80%,验证集中 预测值与实测值的偏差最小。在黄土丘陵区,基于 TM数据的模型预测能力最强,训练集和验证集中 预测值和实测值的相关系数分别达到0.96和0.71, 训练集为总数据集的60%,验证集中预测值与实测 值的偏差最小;基于AWIFS和MODIS数据的预测 结果表明,训练集为总数据集的80%,验证集中

表5 土壤有机质预测精度对比

 Table 5
 Comparison of SOM prediction in accuracy

		训练集占总数的百分比					验证集占总数的百分比					
研究区 。 、	VE	Percer	ntage of the	e training set	against th	ne total	Percent	tage of the	validation s	et against t	he total	
Study area	(%)	%	R	ME	MAE	RMSE	%	R	ME	MAE	RMSE	
\mathbf{A}_{TM}	24.14	80%	0.95	0	0.69	0.9	20%	0.60	-0.54	1.57	1.8	
		70%	0.95	0.01	0.66	0.86	30%	0.47	-0.76	1.8	2.24	
		60%	0.95	0.03	0.69	0.85	40%	0.39	0.38	1.78	2.07	
		50%	0.95	0.02	0.73	0.95	50%	0.41	-0.27	1.64	2	
$\mathbf{A}_{\mathrm{AWIFS}}$	30.11	80%	0.95	0	0.68	0.87	20%	0.67	-0.95	1.46	1.94	
		70%	0.94	-0.01	0.66	0.88	30%	0.29	1.03	2.08	2.44	
		60%	0.95	-0.02	0.65	0.83	40%	0.40	0.13	1.84	2.31	
		50%	0.94	-0.02	0.71	0.93	50%	0.45	0.08	1.76	2.11	
$\mathbf{A}_{\mathrm{MODIS}}$	15.96	80%	0.94	-0.01	0.76	0.98	20%	0.60	-0.12	1.53	1.8	
		70%	0.93	-0.01	0.81	1	30%	0.58	-0.76	1.62	2.2	
		60%	0.95	0.02	0.73	0.9	40%	0.41	-0.57	1.74	2.17	
		50%	0.94	-0.02	0.78	1	50%	0.25	-0.01	1.74	2.12	
\mathbf{B}_{TM}	44	80%	0.96	0.01	0.58	0.8	20%	0.65	-0.04	1.57	1.97	
		70%	0.95	0.01	0.66	0.88	30%	0.70	0.34	1.42	1.86	
		60%	0.96	0.01	0.65	0.88	40%	0.71	-0.08	1.31	1.74	
		50%	0.96	0.01	0.58	0.76	50%	0.60	0.23	1.43	2	
$\mathbf{B}_{\mathrm{AWIFS}}$	38.65	80%	0.96	0.02	0.63	0.86	20%	0.67	0.04	1.47	1.78	
		70%	0.96	0.004	0.68	0.9	30%	0.52	-0.08	1.38	1.75	
		60%	0.96	0.01	0.65	0.86	40%	0.61	0.14	1.56	1.97	
		50%	0.96	0	0.67	0.86	50%	0.59	0.23	1.45	1.94	
B_{MODIS}	40.06	80%	0.95	0.01	0.68	0.9	20%	0.72	0.16	1.27	1.58	
		70%	0.96	0.02	0.6	0.82	30%	0.69	-0.02	1.56	1.98	
		60%	0.95	0.01	0.68	0.89	40%	0.69	0.43	1.51	1.89	
		50%	0.95	0.01	0.65	0.88	50%	0.64	-0.3	1.48	1.95	

注: VE,变量对预测结果的可解释度; ME,平均误差; MAE,绝对平均误差; RMSE,均方根误差; R,皮尔逊相关系数 Note: VE, Varianceexplainability for prediction results; ME, mean error; MAE, mean absolute error; RMSE, root mean square error; R, Pearson correlation coefficient

预测值与实测值的偏差最小。基于TM、AWIFS和 MODIS数据的RF模型解释黄土丘陵区土壤有机质 空间变异的百分比(38.65%~44%)均较风沙滩地 区(15.96%~30.11%)要高,说明RF模型更适宜 在地貌复杂的地区进行预测。基于上述判断,作出 榆阳区黄土丘陵和大部分风沙滩地的土壤有机质分 布图(图3)。

2.3 影响土壤有机质分布的主要环境变量

RF模型的预测过程中,参与模型预测的环境

变量对土壤有机质的重要性在不同条件下会发生改 变。RF模型依据在每一棵决策树中变量加入随机 噪声后袋外误差的增减判别该变量是否重要,误差 增加,则该变量比较重要,反之则不重要。变量的 重要性=Σ(加入噪声后的袋外误差-原始的袋外 误差)/ntree。在TM、AWIFS和MODIS数据的分辨 率下对风沙滩地区和黄土丘陵区的不同环境变量进 行相对重要性排序(表6),判别影响土壤有机质 分布的主要环境变量。同时,通过有机质与环境变



图3 榆阳区土壤有机质分布图(不包括河谷平原区和无数据地区) Fig. 3 Soil organic matter distribution map of Yuyang (River valley plains and no data areas excluded)

表6 RF模型中变量对土壤有机质预测的相对重要性排序

 Table 6
 Sequence of variables used in the RF model for predicting soil organic matter in relative importance

研究区Study area	A_{TM}	$\mathbf{A}_{\mathrm{AWIFS}}$	$\mathbf{A}_{\mathrm{MODIS}}$	\mathbf{B}_{TM}	$B_{\rm AWIFS}$	B _{MODIS}
相对重要性排序值	RSR (22.69)	RVI (23.04)	NDVI (22.40)	DEM (30.17)	DEM (28.22)	DEM (30.19)
Sequence of relative	DEM (18.15)	NDVI (21.71)	DEM (22.32)	y (27.38)	y (22.41)	y (25.04)
importance	RD (11.82)	DEM (16.29)	RD (14.45)	x (24.94)	x (22.16)	x (23.10)
		RD (10.60)		RSR (24.60)	NDVI (13.40)	NDVI (22.34)
		y (6.47)		RD (10.47)	TVI (13.02)	RSR (13.38)
				Slope (5.33)	RD (9.34)	RD (10.29)
					RSR (8.74)	Slope (4.29)
					Slope (-0.26)	

注: 括号中的数字代表因子的重要性排序值 Note: The value in parentheses stands for relative importance of factors

量的局部依赖性图,划分主要环境变量对土壤有机 质的具体影响范围(图4)。

在风沙滩地区: (1) 植被提供枯枝落叶, 累 积腐殖质, 是影响土壤有机质分布的首要因素, 与有机质含量总体呈正相关关系。其中RSR(TM 数据)在土壤有机质大于7.5 g kg⁻¹时有影响, NDVI和RVI(AWIFS数据)在有机质大于8.5 g kg⁻¹ 时有影响, NDVI(MODIS数据)在有机质大于 8 g kg⁻¹时有影响。(2)高程(DEM)是影响土壤 有机质的次要因素。风沙滩地以固定和半固定沙丘 为主,沙丘的顶部和底部沙子的流动性较强,有 机质含量低,在高程为1 200~1 260m有机质变化 较大,1 220 m左右达到最高。(3)离水源地的距 离(RD)是第三重要的影响因素。在沙丘地区, 水源的分布影响植被的分布,但分布离散,面积 较小,对土壤有机质的影响范围大多低于500 m。 (4)地理位置(y)对土壤有机质的影响最小, 其影响趋势与高程保持一致,仅在土壤有机质为

349



注:图中纵坐标为有机质SOM(g kg⁻¹)值,横坐标为不同的变量:x为经度值;y为纬度值;RVI为比值植被指数;TVI为转换植被指数;NDVI为归一化植被指数;RSR为简化比值植被指数;DEM为高程值;Slope为坡度值;RD为离河流的距离。A:风沙滩地; B:黄土丘陵区 Note: Values on y-axis are soil organic matter (g kg⁻¹), and on x-axis are variables: x is longitude value; y is latitude value; RVI is ratio vegetation index; TVI is transformed vegetation index; NDVI is normalized vegetation index; RSR is reduced simple ratio vegetation index; DEM is elevation value; Slope is slope value; RD is the distance to rivers. A: Aeolian sandy fluvial land; B: Losses hilly

图4 各变量对土壤有机质预测的影响范围

Fig.4 Ranges of the effects of various variables on soil organic matterprediction

8.9~9.3 g kg⁻¹有影响。

在黄土丘陵区: (1)高程是影响土壤有机质 分布的首要的因素,其与有机质含量呈负相关关 系。黄土丘陵地区沟壑纵横,高海拔处水土流失 相对明显,有机质不易储存。(2)地理位置(x 和y)是影响土壤有机质的次要因素,有机质含量 由西南河谷平原向东北丘陵方向降低。(3)植被 是第三重要的影响因素,与土壤有机质含量呈正 相关关系。黄土丘陵的植被生长受水土流失制约 较大。RSR(TM数据)、NDVI和TVI(AWIFS数 据)与有机质含量的相关曲线比MODIS数据的植被 指数更接近对角线,三种数据的植被指数在小于8 g kg⁻¹对有机质有影响。(4)离水源地距离 (RD)对土壤有机质的影响比植被弱,但要高于 坡度对有机质的影响。黄土丘陵区河流对土壤有 机质的影响范围为4 000 m左右。(5)由于采样 地点大部分位于缓坡,因此坡度(Slope)对土壤 有机质的影响最小,与有机质大致呈负相关关系 (MODIS数据的坡度与TM和AWIFS数据相比出现 一定误差)。

有机质含量与环境因子之间的关系是非线性的,RF模型能够很好地模拟这种关系,与其他方法相比有一定的优越性(如逐步线性回归模型、广义加性混合模型和分类一回归树模型)^[29]。由于在干干旱半干旱区使用RF模型进行土壤有机质预测的有关研究较少,本文与Wiesmeier等^[30]在中国内蒙古草场区域通过RF模型进行土壤有机碳的预测结果进行比较。Wiesmeier等的研究中共有120个随机采样点,RF模型的变量可解释度为61.9%,验证数据集中有机碳预测值和实测值的相关系数为0.74,土壤有机碳的预测结果较好,可作为本文有机质预测结果的参考。

3 结 论

本文通过RF模型,基于TM(30m)、AWIFS (56 m)和MODIS(250 m)等遥感数据,在榆阳 区的风沙滩地区和黄土丘陵区,选择影响土壤有机 质分布的主要环境变量,通过RF模型的袋外误差 进行变量筛选,实现了对榆阳区不同地貌类型区的 土壤有机质空间分布预测。主要结论如下:1)在 三个分辨率下,黄土丘陵区的土壤有机质预测的精 度均高于风沙滩地区,说明RF模型在地貌复杂的 地区作预测更有效。2)TM数据在黄土丘陵区的土 壤有机质的预测结果较其他分辨率的数据好,说明 在地貌复杂的地区,预测精度与数据的分辨率呈正 相关; AWIFS数据在风沙滩地区的土壤有机质预测 结果比其他数据好,说明在地貌相对简单的地区, 可以用较低分辨率的数据代替较高分辨率的数据。 3)在黄土丘陵区,影响土壤有机质预测的最重要 的三个因素依次是高程、地理位置和植被。在风沙 滩地区,影响土壤有机质预测的最重要的三个因素 依次是植被、高程和离水源地的距离。植被对土壤 有机质的影响在风沙滩地比黄土丘陵区要大。

参 考 文 献

 [1] 鲁如坤. 土壤农业化学分析方法. 北京:中国农业科技 出版社, 2000
 Lu R K. Analytical methods for soil and agro-chemistry (In Chinese). Beijing: China Agricultural Science and Technology Press, 2000

- [2] Dick R P. A review: Long-term effects of agricultural systems on soilbiochemical and microbial parameters. Agriculture, Ecosystems and Environment, 1992, 40 (1/4): 25-36
- [3] Pepper I L. Pollution science. New York, USA: Academic Press, 1996
- [4] 赵明松,张甘霖,王德彩,等.徐淮黄泛平原土壤有机
 质空间变异特征及主控因素分析.土壤学报,2013,
 50(1):1-11

Zhao M S, Zhang G L, Wang D C, et al. Spatial variability of soil organic matter and its dominating factors in Xu-Huai alluvial plain (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2013, 50 (1): 1-11

 [5] 韩丹,程先富,谢金红,等.大别山区江子河流域土壤 有机质的空间变异及其影响因素.土壤学报,2012, 49(2):403-408

Han D, Cheng X F, Xie J H, et al. Spatial variability

of soil organic matter in Jiangzhe watershed of Dabie mountainous area and its influence factors (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2012, 49 (2): 403-408

 [6] 巫振富,赵彦锋,齐力,等.复杂景观区土壤有机质预 测模型的尺度效应.土壤学报,2013,50(2):296— 305

Wu Z F, Zhao Y F, Qi L, et al. Effect of scale of model on prediction of soil organic matter in complex landscape region (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2013, 50 (2): 296-305

[7] 张楚天,杨勇,贺立源,等.基于环境因子和联合概率方法的土壤有机质空间预测.土壤学报,2014,51
 (3):666-673

Zhang C T, Yang Y, He L Y, et al. Prediction of spatial distribution of soil organic matter basedon environmental factors and a joint probability method (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2014, 51 (3): 666-673

- [8] 沈润平,丁国香,魏国栓,等.基于人工神经网络的 土壤有机质含量高光谱反演.土壤学报,2009,46 (3):391—397
 Shen R P, Ding G X, Wei G S, et al. Retrieval of soil organic matter content from hyper—spectrum based on ANN (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2009, 46(3):391—397
- [9] 王森,潘贤章,解宪丽,等.土壤含水量对反射光谱法 预测红壤土壤有机质的影响研究.土壤学报,2012, 44(4):645—651
 Wang M, Pan X Z, Xie X L, et al. Effects of soil moisture on determining red soil organic matterusing VIS-NIR diffuse reflectance spectroscopy (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2012, 44(4): 645—651
- [10] Jenny H. The soil resource-Origin and behavior. New York: Springer-Verlag, 1980
- [11] 连纲,郭旭东,傅伯杰,等.黄土高原县域土壤养分空间变异特征及预测.土壤学报,2008,45(4): 577—584
 Lian G, Guo X D, Fu B J, et al. Spatial variability and prediction of soil nutrients on a county scale on the Loess Plateau-A case study of HengshanCounty, Shaanxi Province (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2008, 45(4): 577—584
- [12] 刘伟,程积民,高阳,等.黄土高原草地土壤有机碳分 布及其影响因素.土壤学报,2012,49(1):68—76
 Liu W, Cheng J M, Gao Y, et al. Distribution of soil organic carbon in grassland on Loess Plateau and its influence factors (In Chinese). Acta Pedologica

Sinica, 2012, 49 (1): 68-76

 [13] 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.土壤,2014,46(5): 787-792

Li L, Yao Y F, Qin F C, et al. Scale-dependency of spatial variability of soil organic carbon density in small watershed (In Chinese). Soils, 2014, 46 (5): 787-792

- [14] Di Nezio M S, Pistonesi M F, Fragoso W D, et al. Successive projections algorithm improving the multivariate simultaneous direct spectrophotometric determination of five phenolic compounds in sea water. Microchemical Journal, 2007, 85 (2): 194-200
- [15] 刘二永,刘健,余坤勇,等.基于环境因子和R-STPS
 的林地土壤有机质预测模型.农业机械学报,2015,46(1):133-137

Liu E Y, Liu J, Yu K Y, et al. Spatial prediction of forest soil organic matter based on environmental factors and R-STPS interpolation methods (In Chinese). Journal of Agricultural Machinery, 2015, 46 (1): 133-137

- [16] 张娟娟,熊淑萍,时雷,等.基于近红外光谱分析的土 壤全氮含量估测研究.土壤,2015,47(4):653— 657
 Zhang J J, Xiong S P, Shi L, et al. Soil nitrogen content prediction with near infrared spectroscopy (In Chinese). Soils, 2015,47(4):653—657
- [17] 方匡南,吴见彬,朱建平,等.随机森林方法研究综述.统计与信息论坛,2011,26(3):32—37
 Fang K N, Wu J B, Zhu J P, et al. The review of random forest (In Chinese). Statistics and Information Forum, 2011,26(3):32—37
- [18] Peng W, Wheeler D B, Bell J C, et al. Delineating patterns of soil drainage class on bare soils using remote sensing analyses. Geoderma, 2003, 115 (3/4): 261-279
- [19] Sullivan D G, Shaw J N, Rickman D. IKONOS imagery to estimatesurface soil property variability in two Alabama physiographies. Soil Science Society of American Journal, 2005, 69 (6): 1789-1798
- [20] Simbahan G C, Dobermann A, Goovaerts P, et al. Fine-resolution mapping of soil organic carbon based on multivariatesecondary data. Geoderma, 2006, 132 (3/4): 471-489

- [21] Selige T, Böhner J, Schmidhalter U. High resolution topsoil mapping using hyperspectral image and field data in multivariate regression modeling procedures. Geoderma, 2006, 136 (1/2): 235-244
- [22] Rivero R G, Grunwald S, Bruland G L. Incorporation of spectral data into multivariate geostatistical models to map soil phosphorus variability in a Florida wetland. Geoderma, 2007, 140 (4): 428-443
- [23] Cohen W B. Response of vegetation indices to changes in threemeasures of leaf water stress. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1991, 57 (2): 195-202
- [24] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Third Earth Resources Technology Satellite (ERTS) Symposium, 1973, NASA SP-351: 309-317
- [25] Brown L, Chen J M, Leblanc S G, et al. A shortwave infrared modification to the simple ratio for LAI retrieval in boreal forests: An image and model analysis. Remote Sensing of Environment, 2000, 71 (1): 16-25
- [26] Nellis M D, Briggs J M. Transformed vegetation index for measuring spatial variation in drought impacted biomass on Konza Prairie, Kansas. Transactions of the Kansas Academy of Science, 1992, 95 (1/2): 93-99
- [27] Breiman L. Random forests. Machine Learning, 2001, 45 (1): 5-32
- [28] Stambaugh M C, Guyette R P. Predicting spatiotemporal variability in fire return intervals using a topographic roughness index. Forest Ecology and Management, 2008, 254 (3): 463-473
- [29] 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.农业工程学报,2015,31(5):194—202
 Guo P T, Li M F, Luo W, et al. Prediction of soil total nitrogen for rubber plantation at regional scalebased on environmental variables and random forest approach (In Chinese). Transaction of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(5): 194—202
- [30] Wiesmeier M, Barthold F, Blank B, et al. Digital mapping of soil organic matter stocks using Random Forest modeling in a semi-arid steppe ecosystem. Plant and Soil, 2011, 340 (1/2): 7-24

Prediction of Soil Organic Matter Based on Multi-resolution Remote Sensing Data and Random Forest Algorithm

WANG Yinyin¹ QI Yanbing^{1, 2†} CHEN Yang¹ XIE Fei¹

(1 College of Resources and Environment, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

(2 Key Laboratory of Plant Nutrition and the Agri-environment in Northwest China, Ministry of Agriculture, Yangling, Shaanxi

712100, China)

Abstract Soil organic matter is closely related with soil fertility, so the knowledge about spatial distribution of soil organic matter is conducive to rationalization of fertilization management and improvement of land use potential. As carbon source, soil organic carbon is an important factor affecting regional carbon budgeting. Remote sensing data has widely been used in digital soil mapping, which may improve accuracy of the prediction of soil properties to a certain extent. With the aeolian sandy fluvial land and loess hills in Yuyang District cited as subject, this study tried to predict soil organic content and distribution in the topsoil layer of the region of a varying resolution (30 m, 56 m and 250 m), using random forest (RF) algorithm and relevant thematic mapper (TM), advanced wide field sensor (AWIFS), moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) and advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer global digital elevation model (ASTER GDEM) data, separately, and in addition, other various factors affecting distribution of soil organic matter, and to validate the predictions with soil samples collected from 324 sampling sites. Variables in the prediction were screened in the light of out-of-bag (OOB) errors the RF algorithm may yield. The mean error (ME), mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE) and Pearson correlation coefficient (R) were used to evaluate the differences between predicted and observed values of soil organic matter relative to resolution. Entropies of the prediction, using the RF model, of distribution of soil organic matter in regions different in topography were compared. Besides, explanation of spatial variability of soil organic matter with the RF model was compared relative to resolution, and at the same time, various environmental variables in the aeolian sandy fluvial land area and loess hilly area were ranked in importance relative to resolution of the TM, AWIFS and MODIS data used, so as to identify the most important environmental variables affecting distribution of soil organic matter; and based on the partial dependence map of soil organic matter on the variables, specific range of the impacts of the main variables were delineated. Results showed that: 1) in the aeolian sand fluvial land area, the prediction using the RF model and the AWIFS data is the highest in accuracy, with OOB error being 3.52 and correlation coefficient between predicted and measured values reaching 0.67, regardless of percentage of the samples taken for validation, while in the loess hilly area, the prediction based on the TM data is the highest, with OOB error being is 3.31 and correlation coefficient reaching 0.71. The prediction is better in the loess hilly area than in the aeolian sand fluvial land area, with MAE being in the range of $1.27 \sim 1.57$ g kg⁻¹ in the former and in the range of $1.46 \sim 2.08$ g kg⁻¹ in the latter. 2) In the aeolian sand fluvial land area, vegetation is the most important factor affecting distribution of soil organic matter, and mostly in positive relationship with soil organic matter. Among the TM data, reduced simple ratio (RSR) is the highest in effect on soil organic matter, or > 7.5 g kg⁻¹, among the AWIFS data, normalized difference vegetation green index (NDVI) and ratio vegetation index (RVI) are, or > 8.5 g kg⁻¹, and among the MODIS data, NDVI is or > 8 g kg⁻¹.

Elevation is the second one and its impact varies the most sharply when it ranges between 1 200 and 1 260 m and peaks at 1 220 m. Distance from water source is the third one. As water sources in the aeolian sandy fluvial land area are quite scattered and small in area, their impacts on soil organic matter seldom exceed 500 m. 3) In the loess hilly area, elevation is the most important factor affecting soil organic matter and negatively related to soil organic matter. Geographic location is the second one, soil organic matter declines in content from southwest to northeast in the area. Vegetation is the third one, in positive relationship with soil organic matter never go beyond 8 g kg⁻¹. So, it is quite obvious that in areas relatively simple in topography, it is advisable to use data relatively low in resolution instead of data high in resolution in predicting soil organic matter and the RF model is more effective in predicting in areas complex in topography.

Key words Multi-resolution remote sensing data; Random forest; Soil organic matter

(责任编辑:陈荣府)

ACTA PEDOLOGICA SINICA Vol. 53 No. 2 Mar., 2016

CONTENTS

Reviews and Comments

Mechanism of Extracellular Electron Transfer among Microbe-Humic-Mineral in Soils: A Review
WU Yundang, LI Fangbai, LIU Tongxu (290)
Effects of Long-term Fertilization on Key Processes of Soil Nitrogen Cycling in Agricultural Soil: A Review
Insights and Perspectives
Soil-borne Pathogens Should not Be Ignored by Soil Science CAI Zucong, HUANG Xinqi (310) Research Articles
Element Migration in S ₃ Profile of the Shaolingyuan Loess-Paleosol Sequence in Xi'an and Its Paleoclimatic
Estimation of Soil Salt Content over Partially Vegetated Areas Based on Blind Source Separation
Construction of Calibration Set based on the Land Use Types in Visible and Near-InfRared (VIS-NIR) Model
for Soil Organic Matter Estimation LIU Yanfang, LU Yannian, GUO Long, et al. (340)
Prediction of Soil Organic Matter based on Multi-resolution Remote Sensing Data and Random Forest Algorithm
Characteristic Curves and Model Analysis of Soil Moisture in Collapse Mound Profiles in Southeast Hubei
DENG Yusong, DING Shuwen, CAI Chongfa, et al. (363)
Research on Sediment and Solute Transport on Red Soil Slope under Simultaneous Influence of Scouring Flow
MA Meijing, WANG Junguang, GUO Zhonglu, et al. (373)
Kesearch on Soil Erosion Kate and Hydrodynamic Parameters of Landslide Accumulation Slope in Wenchuan
Earthquake Area Walter Imigation on Distribution of Maisture and Salt Content in Coastal Saling Sail
THANC Vuo VANC lingsong VAO Rongiliong (300)
Soil Temperature Regime in Guizhou Province Relative to Assessment Method
LU Xiaohui, DONG Yubo, TU Chenglong (409)
Characteristics of Variation of Soil Temperature in Shrub Meadow Area of Lhasa
Soil Water Repellency of Sands and Clay as Affected by Particle Size
Effect of AQDS Accelerating Anaerobic Dechlorination of DDT in Hydragric Acrisols
LIU Cuiying, WANG Zhuang, XU Xianghua, et al. (436)
Effect of Straw Returning via Deep Burial Coupled with Application of Fertilizer as Primer on Soil Nutrients and Winter Wheet Vield
Effects of Ozone Pollution on Different Active Organic Carbon Stocks in Wheat Farmland Soil
Soil Organic Nitrogen Components and Their Contributions to Mineralizable Nitrogen in Paddy Soil of the Black
Soil RegionCONG Yaohui, ZHANG Yuling, ZHANG Yulong, et al. (466)
Effects of Soil and Water Conservation Measures on Soil Labile Organic Carbon and Soil Enzyme Activity in Gentle Slope Land of Red Soil
Ecological Stoichiometric Characteristics of Carbon, Nitrogen and Phosphorus in Leaf-Litter-Soil System of
Picea Crassifolia Forest in the Qilian Mountains
The Application of Biomarker Genes for DNA/RNA-Stable Isotope Probing of Active Methanotrophs Responsible for Aerobic Methane Oxidation in Six Paddy Soils
Screening of Phosphate-solubilizing Bacteria Adaptable to Corn and Effects of the Bacteria on the Growth of
Corn······MEI Xinlan, SHAN Anqi, JIANG Yi, et al. (508) Besponse of Soil Nematode Community to Cultivation in Upland Bed Soil Belative to Cultivation History and
Its Significance as Indicator
Nutrient Absorption and Nutrient Balance in an Agro-pastoral Compound Production Pattern of "Raising
Geese in Corn Fields" in Tibet SHA Zhipeng, ZHANG Yuyang, WANG Chao, et al. (531)
Effects of Continuous Cropping of Processing Tomato on Physical-chemical Properties of and Microbial
Biomass in the Soil Wenqing, et al. (542)
Research Notes Machaniam of CTMAD Modifieing DS 12 Modified Dontonite
Effects of Mechanical Soil Amelioration Method on Physical Properties of and Enzyme Activity in Planceol
Meters of meenancar bon Amenoration method on thysical repetites of and Enzyme Activity in Fianosof

MENG Qingying, ZHANG Chunfeng, JIA Huibin, et al. (559) Cover Picture: Microbial Extracellular Electron Transfer: Energy Transfer and Substance Transformation (by WU Yundang, LI Fangbai, LIU Tongxu)

《土壤学报》编辑委员会

宇万太

沈其荣

杨明义

逄焕成

徐明岗

彭新华

魏朝富

ACTA PEDOLOGICA SINICA

(Bimonthly, Started in 1948)

Vol. 53 No. 2 Mar., 2016

朱永官

张玉龙

杨林章

胡锋

徐建明

雷 梅

主 **编:** 史学正

그 2冊.	又丁工				
执行编委:	(按姓氏翁	ぎ画为序)			
	丁维新	巨晓棠	王敬国	王朝辉	史 舟
	李永涛	李芳柏	李保国	李 航	吴金水
	张甘霖	张福锁	陈德明	邵明安	杨劲松
	林先贵	依艳丽	周东美	周健民	金继运
	施卫明	骆永明	赵小敏	贾仲君	徐国华
	崔中利	常志州	黄巧云	章明奎	蒋 新
	窦 森	廖宗文	蔡祖聪	蔡崇法	潘根兴
编辑部主任:	陈德明				
责任编辑:	卢萍	檀满枝	陈荣府		

土壤学报

Turang Xuebao

(双月刊, 1948年创刊) 第53卷 第2期 2016年3月

编		辑	《土壤学报》编辑委员会	Edited by	y	Editorial Board of Acta Pedologica Sinica
			地址:南京市北京东路71号 邮政编码:210008			Add: 71 East Beijing Road, Nanjing 210008, China
			电话:025-86881237			Tel: 025 - 86881237
			E-mail:actapedo@ issas. ac. cn			E-mail:actapedo@ issas. ac. cn
主		编	史 学 正	Editor-in-Ch	nief	Shi Xuezheng
主		管	中 国 科 学 院	Superintended	ł by	Chinese Academy of Sciences
主		办	中 国 土 壤 学 会	Sponsored by	y	Soil Science Society of China
承		办	中国科学院南京土壤研究所	Undertaken	by	Institute of Soil Science,
						Chinese Academy of Sciences
出		版	科学出版社	Published b	рy	Science Press
			地址:北京东黄城根北街16号邮政编码:100717			Add: 16 Donghuangchenggen North Street,
						Beijing 100717 , China
印	刷 装	订	北京中科印刷有限公司	Printed by	y	Beijing Zhongke Printing Limited Company
总	发	行	科学出版社	Distributed	by	Science Press
			地址:北京东黄城根北街16号邮政编码:100717			Add: 16 Donghuangchenggen North Street,
						Beijing 100717 , China
			电话:010-64017032			Tel: 010 - 64017032
			E-mail:journal@ mail. sciencep. com			E-mail:journal@ mail. sciencep. com
玉	外发	行	中国国际图书贸易总公司 Overse	ea distributed by	y	China International Book Trading Corporation
			地址:北京 399 信箱 邮政编码:100044			Add: P. O. Box 399, Beijing 100044, China

国内统一连续出版物号:CN 32-1119/P

国内邮发代号: 2-560 国外发行代号: BM45 定价: 60.00 元 国内外公开发行

0



0 3>

ISSN 0564-3929