

DOI: 10.5846/stxb201405100953

李燕丽, 潘贤章, 王昌昆, 刘娅, 赵其国. 广西中南部耕地土壤有机质和全氮变化的遥感监测. 生态学报, 2014, 34(18): 5283-5291.

Li Y L, Pan X Z, Wang C K, Liu Y, Zhao Q Q. Monitoring changes of soil organic matter and total nitrogen in cultivated land in Guangxi by remote sensing. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(18): 5283-5291.

广西中南部耕地土壤有机质和 全氮变化的遥感监测

李燕丽^{1,2}, 潘贤章^{1,*}, 王昌昆^{1,2}, 刘 娅^{1,2}, 赵其国¹

(1. 中国科学院土壤环境与污染修复重点实验室(南京土壤研究所), 南京 210008; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要:以 1981 年、2011 年土壤数据为基础,以 AVHRR 和 MODIS 遥感影像为数据源,通过研究广西中南部土壤有机质、全氮及其变化与归一化差异植被指数(NDVI)、植被覆盖度、植被净初级生产力(NPP)等遥感因子之间的耦合关系,建立表层土壤有机质、全氮含量变化的遥感监测模型。研究表明:近 30 年来,研究区土壤有机质、全氮变化均呈极显著上升趋势,分别增加了 5.43g/kg 和 0.21g/kg;1981—2011 年间,NDVI、植被覆盖度和 NPP 3 个遥感因子变化趋势一致,均呈现缓慢上升趋势,且遥感因子变化与有机质、全氮变化均具有显著正相关关系;利用逐步线性回归方法,建立土壤有机质、全氮变化的遥感监测模型,分别能够解释有机质、全氮变化的 16.9%和 20.3%;根据所建模型对研究区耕地土壤有机质、全氮变化可进行空间预测制图。结果表明,研究区内耕地土壤表层有机质、全氮分别上升了 6.65g/kg 和 0.31g/kg,验证结果显示遥感模型能够反映出不同区域土壤有机质和全氮长期变化的空间特征。

关键词: 遥感监测;有机质;全氮;时空变化;NDVI;植被覆盖度;NPP

Monitoring changes of soil organic matter and total nitrogen in cultivated land in Guangxi by remote sensing

LI Yanli^{1,2}, PAN Xianzhang^{1,*}, WANG Changkun^{1,2}, LIU Ya^{1,2}, ZHAO Qiguo¹

1 Key Laboratory of Soil Environment and Pollution, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China

2 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: Based on soil data in 1981 and 2011, and AVHRR and MODIS remote sensing data, models for predicting the changes of the topsoil organic matter and total nitrogen were built by studying the relationships between soil organic matter, total nitrogen and these remote sensing parameters, such as normalized difference vegetation index (NDVI), vegetation coverage and net primary productivity (NPP). The study showed that soil organic matter and total nitrogen in the study area had changed significantly during the past 30 years with an increase of 5.43 g/kg and 0.21 g/kg respectively, while the three remote sensing parameters (NDVI, vegetation coverage and NPP) showed a gentle rising trend between 1981 and 2011. Positive correlation was found between the changes of remote sensing parameters and the change of soil organic matter and total nitrogen. A model was built to predict the change of soil organic matter content and the change of total nitrogen respectively by stepwise multiple linear regression analysis by using those parameters. The models can explain 16.9% and 20.3% of their changes respectively. Then the models were employed to map the spatial variations of the changes of soil organic matter content and total nitrogen content in the cultivated land of the region, the results showed that soil organic matter and total nitrogen had an increase of 6.65 g/kg and 0.31 g/kg in the cultivated land. The validation results showed

基金项目:国家自然科学基金重点项目(U1033004)

收稿日期:2014-05-09; 修订日期:2014-08-11

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: panxz@issas.ac.cn

that the models could well reflect the spatial distribution features of changes of soil organic matter and total nitrogen content in the study area.

Key Words: monitoring by remote sensing; organic matter; total nitrogen; spatial and temporal variation; NDVI; vegetation coverage; NPP

土壤有机质、全氮具有为植物提供营养、促进植物生长发育、改善土壤的物理性质等作用,并指示土壤肥力总体状况^[1-3]。快速分析与预测土壤有机质、全氮的空间分布特征和动态变化趋势不仅为减少耕作成本、防止土壤肥力退化提供理论决策依据^[1-2],也对实现土壤资源的合理利用及其可持续发展具有重要意义。

采用传统方法对土壤肥力进行区域连续监测时,由于采样和分析成本高、周期长,难以获得实时和连续的土壤信息。遥感以其大区域、实时快速、可重复获取多时相信息、高效、经济等优势,为实现土壤肥力变化动态监测提供了有效途径。近年来,越来越多的研究开始利用植被指数反映表层土壤有机质、全氮含量的空间变化,并取得了一定进展^[4-7]。这些研究基于这样的认识,即植被的生长可通过凋落物、根系等增加土壤有机质输入,促使土壤有机碳储量的增加^[8]。研究表明,植被净初级生产力(NPP)与枯落物质氮、植被的年氮累积量以及土壤氮矿化速率之间均存在较为显著的相关关系,其中NPP与氮矿化速率、年植被氮积累量的相关系数 R^2 分别达到0.74、0.60^[9]。

尽管国内外研究表明土壤有机质、全氮与遥感因子(NDVI、NPP、植被覆盖度等)间存在一定的相关关系,并可以用卫星遥感监测土壤养分含量,但研究仍然处于初步阶段,且大多侧重于土壤肥力因子与遥感因子的直接关系,很少涉及土壤有机质、全氮的动态变化遥感监测及其区域制图研究,因而难以进一步揭示区域土壤肥力变化状况。本研究从土壤有机质、全氮变化的角度出发,通过研究广西中南部土壤有机质、全氮及其变化与多个遥感因子的耦合关系,建立表层土壤有机质、全氮含量变化的遥感监测模型,以期为广西区更准确获取土壤肥力因子变化信息提供一条新的途径。

1 研究区概况

研究区主要位于广西中南部柳州、来宾、南宁、

崇左、钦州等市,地理范围为107°8'E—109°37'E, 21°36'N—24°36'N,总面积大约5.4万km²。该区属于亚热带季风气候区,气候温和,雨量充沛,干湿分明。年平均温度17.8—22.4℃,年均降雨量1200—1300 mm,年日照时数1500—1700 h。全年光照充足,且光、水同季,全年夏长冬短,适宜作物四季生长。研究区以丘陵山地为主,整个地势自西北向东南倾斜,山体较多,岭谷相间,中部包含大明山,东南方向为六万大山,西南与四方岭相邻,地形复杂多变,喀斯特地貌突出,高程范围为0—1738 m,坡度为0°—60.5°。研究区林草地分布最为广泛,且分布较为集中,其中林草地面积占79.24%,耕地面积占总面积的14.76%。该区主要土壤类型为铁铝土、初育土、人为土等,三者分别占总面积的50.32%、32.23%和14.18%。

2 土壤样品采集与研究方法

2.1 土壤样品采集及数据获取

采用点对点比较法对研究区土壤养分变化进行分析研究。1981年的土壤数据来自于研究区各县第二次全国土壤普查资料(部分点于1980—1982年采集)。按照各样点的空间位置描述及其土壤类型进行空间定位,同时获取其土壤属性数据,并于2011年和2012年进行土壤样品采集(以下统称为2011年)。采用五点取样法采集,采样时尽量靠近原普查样点位置采样,取样深度为0—20 cm。研究区内共采集了两个时期土地利用类型都为耕地的土壤样品117个。土壤样品测定方法与第二次土壤普查测定方法一致,有机质采用重铬酸钾容量法,全氮采用半微量凯氏法^[10]。

2.2 研究方法

2.2.1 遥感数据来源及其预处理

采用AVHRR NDVI以及MODIS NDVI两种时间序列数据。NOAA时序数据是每半月最大化合成的NDVI数据,来源于中国西部环境与生态科学数据中

心,时间范围为 1981—2006 年,空间分辨率为 8km×8km。MODIS NDVI 数据是每 16d 最大化合成的 NDVI 数据,来源于中国科学院计算机网络信息中心国际科学数据服务平台,空间分辨率为 250m×250m。运用 ENVI 等遥感图像处理软件对 AVHRR 和 MODIS NDVI 进行影像拼接、重投影、裁剪等数据预处理。

2.2.2 植被覆盖度计算

本文应用 NDVI 遥感数据,基于像元二分模型估算研究区植被覆盖度。像元二分模型的原理是:假设每个像元是由纯植被部分和非植被部分两部分组成,那么像元信息可表达为由纯植被成分所贡献的信息和由非植被成分所贡献的信息之和。任一像元 NDVI 的值为两部分植被指数的加权平均值和,权重为各部分在像元中的比例,计算公式为:

$$NDVI=f_{veg} \times NDVI_{veg}+(1-f_{veg}) \times NDVI_{soil}$$

式中,NDVI 为混合像元的植被指数值;NDVI_{veg} 为纯植被像元时的植被指数;NDVI_{soil} 为非植被像元时的植被指数,一般指纯土壤像元的植被指数; f_{veg} 为植被覆盖度。

像元二分模型法求植被覆盖度的公式如下:

表 1 基于光能利用率模型的植被净初级生产力计算

Table 1 Calculation of the vegetation net primary production based on the light use efficiency model

编号 Number	公式 Formula	备注 Notes
1	$NPP(x,t) = APAR(x,t) \times \varepsilon(x,t)$	t 表示时间, x 表示空间位置;APAR(x,t) 表示像元吸收的光合有效辐射; $\varepsilon(x,t)$ 表示像元的实际光能利用率
2	$APAR(x,t) = SOL(x,t) \times FPAR(x,t) \times 0.5$	SOL(x,t) 是 t 月份在像元 x 处的太阳总辐射量。
3	$FPAR(x,t) = \min \left[\frac{SR(x,t) - SR_{min}}{SR_{max} - SR_{min}}, 0.95 \right]$	FPAR(x,t) 为植被层对入射光合有效辐射的吸收比例
4	$SR(x,t) = \frac{[1 + NDVI(x,t)]}{[1 - NDVI(x,t)]}$	SR 为简单比值植被指数,SR _{max} 取值为 4.14—6.17,SR _{min} 取值为 1.05
5	$\varepsilon(x,t) = T_{e1}(x,t) \times T_{e2}(x,t) \times W_e(x,t) \times \varepsilon^*$	T_{e1} 和 T_{e2} 表示低温和高温对光能利用率的胁迫作用; W_e 为水分胁迫影响系数; ε^* 表示在理想条件下的最大光能利用率。
6	$T_{e1}(x) = 0.8 + 0.02 \times T_{opt}(x) - 0.0005 \times [T_{opt}(x)]^2$	TOP(x) 表示某一区域一年内 NDVI 值达到最高时月份的平均气温
7	$T_{e2}(x,t) = \frac{1.1814 / \{1 + \exp[0.2 \times TOP(x) - 10 - T(x,t)]\}}{1 + \exp[0.3 \times (-TOP(x) - 10 + T(x,t))]}$	当某一月平均温度 $T(x,t)$ 比最适温度 TOP(x) 高 10℃ 或低 13℃ 时,该月 $T_{e2}(x,t)$ 值为最适温度时的一半
8	$W_e(x,t) = 0.5 + 0.5 \times EET(x,t) / PET(x,t)$	EET(x,t) 为区域实际蒸散量(mm);PET(x,t) 为区域潜在蒸散量(mm)

最大光能利用率 ε^* 的取值因植被类型的不同而不同。本文最大光能利用率利用 Running 等人基于生态生理过程模型对十种植被类型模拟的结

$$f_{veg} = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}}$$

式中,NDVI_{soil} 代表纯土壤像元的最小值;NDVI_{veg} 代表纯植被覆盖像元的最大值^[11]。本研究采用研究区不同植被类型的 NDVI 的最大值代表 NDVI_{veg} (即 NDVI_{veg} = NDVI_{max}), NDVI_{soil} 取值为 0.023。

2.2.3 植被净初级生产力遥感估算

本文采用朱文泉等改进的植被净初级生产力(NPP)遥感估算模型^[12]对研究区 1981—2011 年的 NPP 进行估算。该模型将植被覆盖分类引入光能利用率模型进行植被第一净初级生产力的估算,即:提取不同植被类型的 NDVI 最大值,来进行植被光合有效辐射的吸收比例(FPAR)的估算。利用气象数据(温度、降雨、太阳辐射)来实现水分胁迫因子的估算。计算公式如表 1 所示。首先进行月植被净初级生产力的估算,然后计算每年总的净初级生产力。其中,气象数据来源于中国气象局国家气象中心,由研究区及其周围 19 个气象站点以及北海、南宁、桂林 3 个辐射站点的 1981—2011 年月值数据集,利用克里格插值(Kriging)法得到。

果^[13],其余类型取值为 0.389 g C/MJ,其取值如表 2 所示。

表 2 植被类型及其最大光能利用率

Table 2 Vegetation type and its maximum utilization of light energy

植被类型 Vegetation types	最大光能利用率(ε^*) Maximum light utilization
常绿阔叶林 Evergreen broad-leaved forest	1.259
落叶阔叶林 Deciduous broad-leaved forest	1.004
常绿针叶林 Evergreen coniferous forest	1.008
草原 Prairie	0.608
灌林 Shrubbery	0.774
农业植被 Agricultural vegetation	0.604
其它 Others	0.389
无植被区 No vegetation	0

2.3 遥感因子变化趋势分析

提取年 NDVI 最大值,用于研究 NDVI 序列变化与土壤肥力因子的耦合关系,即在半月或 16d 合成最大值的基础上,进一步提取年 NDVI 最大值;提取月 NDVI 最大值,用于对研究区植被覆盖度和植被净初级生产力的估算。根据采样点坐标,提取采样点所对应的遥感因子的值,并计算其平均值。

为研究遥感因子变化与土壤肥力因子变化之间的相关关系,采用两种方式来表示遥感因子的变化状况,一种是直线斜率法,另一种是差值法。采用一元线性回归分析方法分析数据的变化趋势,反映植被长期变化趋势。回归直线斜率(trend)采用最小二乘法求得。计算公式为:

$$\theta_{\text{trend}} = \frac{n \times \sum_{j=1}^n j \times Y_j - \sum_{j=1}^n j \sum_{j=1}^n Y_j}{n \times \sum_{j=1}^n j^2 - \left(\sum_{j=1}^n j\right)^2}$$

式中,变量 j 为年序号, Y 为时间序列遥感数据; θ_{trend} 分别表示 NDVI、植被覆盖度、NPP 的变化趋势线的斜率,计算 AVHRR NDVI、MODIS NDVI、植被覆盖度、NPP 的 θ_{trend} 时, n 分别取值为 26、12、31 和 29。 $\theta_{\text{trend}} > 0$ 说明其变化趋势是增加的,反之则是减少。

考虑到年遥感数据可能会受气候、环境等因素的影响,为了尽可能准确地分析遥感数据变化与土壤养分变化的耦合关系,同时采用与求土壤养分变化相同的差值法计算遥感因子的变化。为了减少年遥感数据的偶然性,计算其差值时用研究时段中最后两年数据的平均值减去开始两年的平均值。差值

的计算公式为:

$$\theta_{\text{chg}} = \frac{(Y_k + Y_l) - (Y_m + Y_n)}{2}$$

式中, k, l 表示最后两年的年份, m, n 表示起始两年的年份,比如计算 AVHRR NDVI 变化量时, k, l 和 m, n 分别取值为 2005、2006 和 1981、1982; θ_{chg} 表示遥感因子数据的变化量, $\theta_{\text{chg}} > 0$ 说明该时间段内升高,反之则减少。

2.4 数据处理及模型建立

采用统计分析软件,首先对两期土壤有机质、全氮进行差异性比较分析,并计算各遥感因子的变化量及变化趋势;然后分别进行遥感因子的变化量、变化趋势分别与土壤养分变化量的耦合关系分析;运用逐步线性回归方法建立土壤有机质、全氮变化的遥感监测模型。

2.4.1 建模集与验证集的划分

将样本划分为建模集和验证集两个部分,对样本按照有机质变化值进行排序,由小到大每隔两个点选择一个作为验证点,共选择 39 个验证点组成验证集,剩余 78 个样点组成建模集。

建模集用于构建土壤养分变化监测模型,验证集用于评价所建模型的制图精度。利用 ArcGIS 软件空间分析模块,以研究区遥感因子为基础,根据建立的土壤养分变化监测模型,估算研究区土地利用类型为耕地的土壤养分变化,进一步提取出验证点上的土壤养分变化值,比较制图结果与实测结果,从而对所建模型的精度进行评价。

为减少异常样本对模型预测和验证精度的影响,本文剔除残差(Residual)大于 3 倍样本集标准差,以及杠杆值(leverage)大于其 3 倍建模样本集杠杆值均值的异常样本^[14]。

2.4.2 模型验证

采用平均误差(ME)和均方根误差(RMSE)来评价模型建立的精度。其公式分别为:

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\mu}_i - \mu_i)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\mu}_i - \mu_i)^2}$$

式中, $\hat{\mu}_i$ 为预测值, μ_i 为实测值, n 为验证样本个数, i 为观测点。平均误差(ME)是对模型总体准确度的度量,其值越接近 0,说明模型的总体偏差越小,准确

度越高;均方根误差(RMSE)是对模型精度及稳定性的度量,其值越小说明模型的精度与稳定性越高。

3 结果与分析

3.1 土壤有机质、全氮变化特征

由表 3 可以看出,两期的土壤有机质、全氮含量存在极显著差异($P<0.01$),研究区有机质、全氮均值从 1981 年的 23.11、1.26g/kg 分别上升到 2011 年的 28.55g/kg 和 1.47g/kg,分别增加了 23.51% 和 16.66%。其中,含量上升的样点占总样点的 72.12% 和 64.77%。土壤有机质、全氮的变异系数相近,都属于中等程度变异,且在不同时期二者的变异系数变化不大。土壤有机质和全氮含量的上升,主要是由于耕地长期施肥以及秸秆还田等农业措施增加了土壤有机物质的投入,使得耕地土壤有机质、氮素的投入量大于其消耗量,使有机质和氮素得到积累^[15-18]。

3.2 遥感因子变化趋势

研究区年最大 NDVI、年最大植被覆盖度以及年总 NPP 的均值变化趋势见图 1。1981—2011 年,AVHRR NDVI 与 MODIS NDVI 两种时间序列数据的 NDVI 均值都略有增加;2000—2006 年,研究区基于两种遥感数据源估算的植被覆盖度、NPP 值接近;近 30 年来,研究区 3 个遥感因子均值变化趋势保持一致,都呈缓慢上升趋势,并出现 4—6a 的周期性波动。结果表明,研究区域整体植被生长状况有所改善。

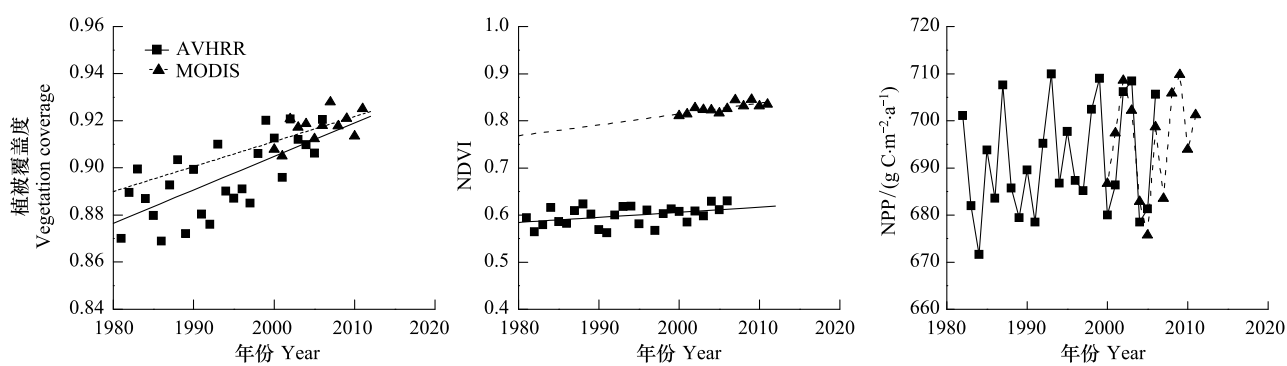


图 1 研究区遥感因子变化趋势
Fig.1 The trend of remote sensing parameters in the study area

3.3 遥感因子与土壤有机质、全氮的耦合关系

3.3.1 遥感因子与土壤有机质、全氮的相关性

提取采样点对应的遥感因子值,并分析与有机质、全氮含量的耦合关系。为避免遥感数据的偶然

表 3 土壤有机质、全氮统计特征及其差异性检验
Table 3 Statistical characteristics of soil organic matter and total nitrogen and their paired samples T-Test

年份 Year	统计量 Statistic	有机质 Organic matter/ (g/kg)	全氮 Total nitrogen/ (g/kg)
1981	最大值	82.20	4.70
	最小值	5.66	0.33
	均值	23.11	1.26
	标准差	11.49	0.69
	变异系数/%	49.70	54.60
2011	最大值	86.10	4.69
	最小值	5.98	0.38
	均值	28.55	1.47
	标准差	13.25	0.71
	变异系数/%	46.42	48.13
	均值变化量	5.43	0.21
	变化百分比/%	23.51	16.66
	上升点比例/%	72.12	64.77
	下降点比例/%	27.88	35.23
t 检验(P) t-test		0.000 **	0.006 **

** $P<0.01$; * $P<0.05$

本文采用两种 NDVI 数据源来表述研究区 NDVI 变化状况,并用于估算其它两个遥感因子值,基于两种数据源结果的一致性与前人研究结果基本相同^[19-21],说明基于年最大 NDVI、年最大植被覆盖度以及年总 NPP 进行遥感因子变化分析具有可靠性。

性,采用相邻两年遥感因子的平均值进行相关性分析。从表 3 看出,遥感因子与土壤有机质、全氮存在一定的关系,但相关系数不高,最大相关系数为 0.232,说明利用低分辨率的 NDVI 遥感影像数据可

能不能很好地反映出土壤有机质、全氮的含量状况。

表 4 遥感因子与土壤有机质、全氮的相关性

Table 4 The Correlation between soil organic matter and total nitrogen and remote sensing parameters

遥感因子 Remote sensing factors	有机质/(g/kg) Organic matter	全氮/(g/kg) Total nitrogen
NDVI-1981	0.17	0.19 [*]
NDVI-2011	0.19 [*]	0.23 ^{**}
Veg-1981	0.14	0.12
Veg-2011	0.19 [*]	0.11
NPP-1982	0.12	0.18 [*]
NPP-2011	0.18 [*]	0.19 [*]

NDVI-1981、Veg-1981 分别表示采样点 1981、1982 年 NDVI、植被覆盖度的平均值;NPP-1982 表示采样点 1982、1983 年的 NPP 平均值;NDVI-2011、Veg-2011、NPP-2011 分别表示 2010、2011 年 NDVI、植被覆盖度及 NPP 的平均值

3.3.2 遥感因子变化与土壤有机质、全氮变化的相关性

分别计算 NDVI、植被覆盖度以及 NPP 的 θ_{trend} 和 θ_{chg} , 并与土壤有机质、全氮含量变化进行相关性分析。因 AVHRR NDVI 数据与样品数据在时间跨度上基本一致, 因此选择 AVHRR 时间序列数据来分析 NDVI 与有机质、全氮动态变化的相关性。

结果表明(表 5), 遥感因子变化与有机质、全氮变化的相关关系明显好于二者数量上的静态关系, 其最大相关系数分别为 0.31 和 0.32, 在 0.01 水平上达到极显著; 从有机质、全氮变化与遥感因子变化趋势和变化量的相关关系来看, NDVI、植被覆盖度的变化趋势 ($\theta_{\text{trend_NDVI}}$ 和 $\theta_{\text{trend_veg}}$) 和 NPP 变化量

表 5 土壤有机质、全氮变化与遥感因子变化的相关性

Table 5 Correlation between the changes of soil organic matter and total nitrogen and remote sensing parameters

遥感因子变化 Changes of remote sensing factors	有机质变化/(g/kg) Changes of organic matter	全氮变化/(g/kg) Changes of total nitrogen
$\theta_{\text{trend_NDVI}}$	0.30 ^{**}	0.32 ^{**}
$\theta_{\text{chg_NDVI}}$	0.21 [*]	0.23 [*]
$\theta_{\text{trend_veg}}$	0.31 ^{**}	0.22 [*]
$\theta_{\text{chg_veg}}$	0.04	0.14
$\theta_{\text{trend_NPP}}$	0.14	0.13
$\theta_{\text{chg_NPP}}$	0.23 ^{**}	0.24 ^{**}

($\theta_{\text{chg_NPP}}$) 与有机质、全氮的变化相关性较好。由此可知, 遥感参数变化能够在一定程度上反映出土壤有机质、全氮变化状况, 通过遥感因子变化间接监测土壤有机质变化及全氮变化是可行的。

3.4 土壤养分变化遥感监测

土壤有机质及全氮的逐步线性回归分析中, 因子入选和淘汰出模型的显著性水平设置为 0.1, 其线性逐步回归方法构建的土壤有机质、全氮变化遥感监测模型结果见表 6。从表中可以看出, 预测有机质变化的线性回归模型中只有 $\theta_{\text{trend_veg}}$ 进入模型, 预测全氮变化有 $\theta_{\text{chg_NDVI}}$ 、 $\theta_{\text{trend_NDVI}}$ 及 $\theta_{\text{chg_NPP}}$ 三个变量进入模型。说明可以根据这些遥感因子的变化来预测表层土壤有机质、全氮含量变化在本研究区内的分布。

表 6 土壤有机质、全氮变化遥感监测线性回归模型

Table 6 Linear regression of remote sensing monitoring soil organic matter and total nitrogen changes

n = 78	有机质变化 Changes of organic matter/ (g/kg)	全氮变化 Changes of total nitrogen/ (g/kg)
$\theta_{\text{chg_NDVI}}$	—	82.52 ^{**}
$\theta_{\text{trend_NDVI}}$	—	2.6 ⁺
$\theta_{\text{chg_NPP}}$	—	0.00 ⁺
$\theta_{\text{trend_veg}}$	0.10 ^{**}	—
入选样本个数 Number of selected samples	76	75
常数 Constant	2.20	0.34
R^2	0.169 ^{**}	0.203 ^{**}

+ $P < 0.1$; —表示变量未进入模型

回归模型中的 R^2 值表明, 利用这些因子分别能够解释表层土壤有机质、全氮变化的 16.9% 和 20.3%。由于受到多种因素的影响, 以往预测模型的的决定系数一般在 15%—82% 范围内^[22-24], 比如在提取遥感因子时, 遥感影像的时间、空间分辨率的大小也会影响土壤属性与遥感因子之间的关系; 土壤属性在区域上的空间变异的复杂性可能会使所选择的环境因子不能有效地解释其空间变异; 此外, 区域、尺度、以及土层深度的差异也会对利用环境因子预测土壤属性精度产生一定影响^[25]。

3.5 耕地土壤有机质、全氮变化的区域制图及精度评价

土壤有机质、全氮变化的回归模型(表 6)应用于研究区土地利用类型为耕地的区域, 预测土壤有

机质、全氮含量变化在空间上的分布及制图(图 2),并提取验证点的土壤有机质、全氮变化的属性值,并与实际变化值比较,从而评价制图的精度(表 7)。

对研究区耕地类型的有机质、全氮变化值进行统计,可知耕地类型中土壤有机质平均变化 6.65 g/kg,全氮平均变化为 0.31 g/kg。

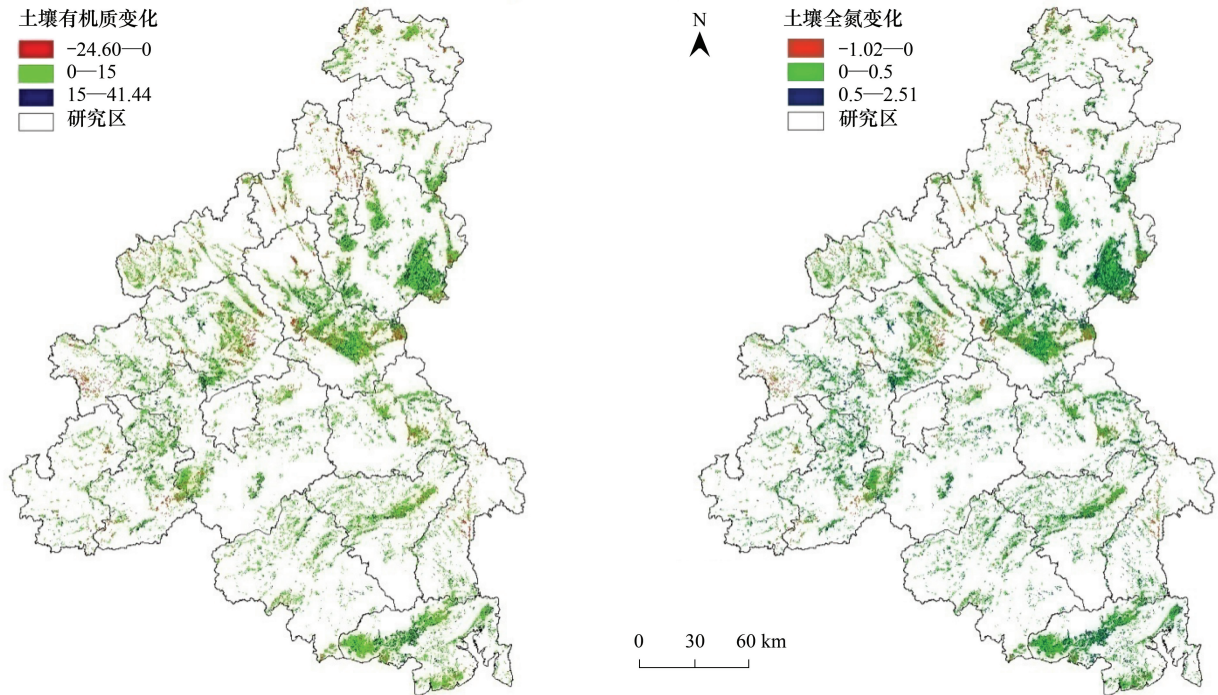


图 2 研究区耕地土壤有机质变化、全氮变化分布图
Fig.2 The map of changes of organic matter and total nitrogen

表 7 土壤肥力变化遥感监测模型预测结果评价

Table 7 The prediction results of SOM and soil total nitrogen		
n = 39	有机质变化 Changes of organic matter/ (g/kg)	全氮变化 Changes of total nitrogen/ (g/kg)
	ME/(g/kg)	RMSE/(g/kg)
	0.71	0.09
	3.41	0.35

从 39 个点的验证结果(表 7)可以看出,线性模型预测的有机质变化的平均误差(ME)和均方根误差(RMSE)分别为 0.71、3.41 g/kg,与相关研究比较,其 RMSE 小于 Thompson 等研究结果(均方根误差 4.5—4.8 g/kg)^[26]。本研究全氮变化的平均误差和均方根误差分别为 0.09、0.35 g/kg,与潘剑君等利用遥感 NDVI 数据估算溧水水田土壤全氮含量的均方根误差(0.44—0.01 g/kg)比较接近^[5]。这说明模型的预测结果精度和可信度较高,本研究区域制图效果较好。

4 讨论

由遥感因子与表层土壤有机质、全氮的相关性分析结果可以看出,遥感因子变化与有机质、全氮含量变化呈显著正相关关系,且明显好于遥感因子与有机质、全氮含量数量上的静态相关性。已有研究表明,植被指数、单个波段等遥感因子与土壤有机质、全氮含量存在较好的相关关系^[6, 27],但在本研究中,二者的相关系数不高,主要是由于研究区地形复杂多变、耕地破碎、遥感数据分辨率较低引起的。有研究证明,在这种类型的区域,由于遥感信息混合性较高,单一时相静态遥感数据可能不能完全反应土壤有机质、全氮含量状况,采用长时间序列遥感影像数据变化趋势,可以在一定程度上消除遥感信息中不变部分的信息,增强作物长势变化的信息。因而,利用遥感因子变化能更好的反映有机质、全氮变化^[7]。

本研究通过 NDVI 长时间序列遥感影像数据与地面样点数据相结合的方法,基于多元线性逐步回

归构建表层土壤有机质、全氮含量变化的回归方程,间接监测大区域内表层土壤有机质、全氮含量变化,一方面充分发挥遥感数据大范围、便捷、高效的优点,弥补了传统方法的不足,极大地提高了工作效率。另一方面弥补了以往遥感监测方法受混合像元影响的不足,提高了遥感监测的可靠性。

本研究估算结果精度的影响因素很多。首先,由于研究采用两种遥感数据源,尽管估算出的遥感因子值(植被覆盖度、NPP)基本相同,但是不同分辨率的差异仍然对估算结果会造成一定的影响。其次,由于本研究区域较大,土壤属性及地形、遥感因子的空间变异也比较明显,建模样点有限,在一定程度上会造成估算精度的降低。此外,土壤有机质、全氮变化受多种因素的影响,本研究选择的环境因子可能不能完全反映二者的变化状况。因此,后续研究应当从多方面考虑影响土壤有机质、全氮变化的因素,如区域差异、土壤厚度、空间分辨率以及气候因素等,以期提高遥感监测土壤有机质、全氮变化的精度。

5 结论

本文以广西中南部南宁、柳州、钦州、崇左及来宾等地区的耕地肥力变化为研究对象,以 1981 年、2011 年土壤数据为基础,以 AVHRR NDVI 和 MODIS NDVI 遥感影像为数据源,通过研究 NDVI、植被覆盖度、NPP 与土壤有机质、全氮及其变化的耦合关系,建立土壤有机质、全氮变化遥感监测模型,以实现表层土壤有机质、全氮变化区域监测及制图的目的。

(1)近 30 年来,研究区土壤有机质、全氮变化较为明显。有机质、全氮变化均呈极显著上升趋势,分别增加了 5.43g/kg 和 0.21g/kg;不同时期二者的空间变异系数变化不明显。研究区内 AVHRR NDVI 与 MODIS NDVI 时间序列数据变化趋势基本相同,均呈现缓慢上升趋势;基于两种遥感数据源估算的植被覆盖度、NPP 值接近,且均呈现缓慢上升趋势。

(2)遥感参数(NDVI、植被覆盖度以及 NPP)变化与土壤有机质、全氮变化具有显著正相关关系。利用逐步线性回归方法,建立耕地土壤有机质、全氮变化的遥感监测模型,分别能解释土壤有机质变化及全氮变化的 16.9%和 20.3%。

(3)根据所建模型对研究区耕地土壤有机质、全

氮变化进行预测制图,研究区内耕地表层土壤有机质、全氮变化均值分别为 6.65g/kg 和 0.31g/kg。根据独立样本预测值与实测值比较结果表明,模型在总体上具有较高的准确度和稳定性,预测结果具有较高的可信度。与传统土壤养分变化监测方法相比,利用所建模型对研究区耕地土壤有机质、全氮变化进行预测制图,能够更加快捷、方便地反映二者变化的空间分布特征。

References:

- [1] Song X Y, Wang J H, Xue X Z, Liu L Y, Chen L P, Zhao C J. Assessment of the influence of soil nitrogen supplies and variable fertilization on winter wheat growth condition using airborne hyperspectral image. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2004, 20(4): 45-49.
- [2] Brunet D, Bernoux M, Barthès B G. Comparison between predictions of C and N contents in tropical soils using a Vis-NIR spectrometer including a fibre-optic probe versus a NIR spectrometer including a sample transport module. *Biosystems Engineering*, 2008, 100(3): 448-452.
- [3] Sparling G P, Wheeler D, Vesely E T, Schipper L A. What is soil organic matter worth?. *Journal of Environmental Quality*, 2006, 35(2): 548-557.
- [4] Baumgardner M F, Kristof S, Johannsen C J, Zachary A. Effects of organic matter on the multi-spectral properties of soils. *Proceedings of the Indiana Academy of Science*, 1970, 79: 413-422.
- [5] Pan J J, Liu S F, Zhao M F. Research on the founding of the technology system of the estimation of the soil elements using remote sensing—A case study of the total nitrogen in the rice field. *Soil and Fertilizer Sciences in China*, 2010, (4): 18-23.
- [6] Ayoubi S, Shahri A P, Karchegani P M, Sahrawat K L. Application of Artificial Neural Network (ANN) to Predict Soil Organic Matter Using Remote Sensing Data in Two Ecosystems. *Biomass and Remote Sensing of Biomass*, 2011: 181-196.
- [7] Li Y L, Pan X Z, Zhou R, Wang C K, Liu Y, Shi R J, Chen D F, Zhao Q G. Long-term changes of soil fertility factors and their relationships with NDVI. *Chinese Journal of Ecology*, 2013, 32(3): 536-541.
- [8] Defries R S, Townshend J R G. NDVI-derived land cover classifications at a global scale. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(17): 3567-3586.
- [9] Zhou C P, Ouyang H, Song M H. Relationships between net primary production and nitrogen cycling in Chinese forest ecosystems. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2005, 16(2): 203-206.
- [10] Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences. *Physical and Chemical Analysis of Soil*. Shanghai: Press of Technology of Shanghai, 1987.
- [11] Ma N, Hu Y F, Zhuang D F, Zhang X L. Vegetation coverage

- distribution and its changes in plan blue banner based on remote sensing data and dimidiate pixel model. *Scientia Geographica Sinica*, 2012, 32(2): 251-256.
- [12] Zhu W Q, Pan Y Z, Zhang J S. Estimation of net primary productivity of chinese terrestrial vegetation based on remote sensing. *Acta Phytocologica Sinica*, 2007, 31(3): 413-424.
- [13] Running S W, Thornton P E, Nemani R, Glassy J M. Global terrestrial gross and net primary productivity from the earth observing system // *Methods in Ecosystem Science*. New York: Springer, 2000: 44-57.
- [14] He X Q. *Statistics-Modern Statistical Analysis Methods and Application*. Beijing: Press of Renmin university of China, 2007.
- [15] Zhang S M, Wang Z M, Zhang B, Song K S, Liu D W, Li F, Ren C Y, Huang J, Zhang H L. Prediction of spatial distribution of soil nutrients using terrain attributes and remote sensing data. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(5): 188-194.
- [16] Lian G, Guo X D, Fu B J, Hu C X. Spatial variability and prediction of soil organic matter at county scale on the loess plateau. *Progress in Geography*, 2006, 25(2): 112-122.
- [17] Zhang J J, Li F Z, Hu K L, Zhang Q, Guo C X, Huang Y F. Spatial characteristics and impact factors of soil total nitrogen and soil organic matter in Taiyuan. *Acta Ecologica Sinica*, 2009, 29(6): 3163-3172.
- [18] Qiu Z Q. *Guangxi Statistical Yearbook*. Beijing: Press of statistic of China, 2011.
- [19] Gallo K, Ji L, Reed B, Eidenshink J, Dwyer J. Multi-platform comparisons of MODIS and AVHRR normalized difference vegetation index data. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 99(3): 221-231.
- [20] Gitelson A A, Kaufman Y J. MODIS NDVI optimization to fit the AVHRR data series; spectral considerations. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 66(3): 343-350.
- [21] Chen Y L, Long B J, Pan X B, Zhong S Q, Mo W H. Differences between MODIS NDVI and AVHRR NDVI in monitoring grasslands change. *Journal of Remote Sensing*, 2011, 15(4): 831-845.
- [22] Wang C K, Pan X Z, Zhou R, Liu Y, Li Y L, Xie X L. Prediction of soil properties using PLSR-based soil-environment models. *Acta Pedologica Sinica*, 2012, 49(2): 237-245.
- [23] Sun X L, Zhao Y G, Zhao L, Li D C, Zhang G L. Prediction and mapping of spatial distribution of soil attributes by using soil-landscape models. *Soils*, 2008, 40(5): 837-842.
- [24] Dobos E, Micheli E, Baumgardner M F, Biehl L, Helt T. Use of combined digital elevation model and satellite radiometric data for regional soil mapping. *Geoderma*, 2000, 97(3/4): 367-391.
- [25] Florinsky I V, Eilers R G, Manning G R, Fuller L G. Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling and Software*, 2002, 17(3): 295-311.
- [26] Thompson J A, Pena-Yewtukhiw E M, Grove J H. Soil-landscape modeling across a physiographic region: Topographic patterns and model transportability. *Geoderma*, 2006, 133(1/2): 57-70.
- [27] Bhatti A U, Mulla D J, Frazier B E. Estimation of soil properties and wheat yields on complex eroded hills using geostatistics and thematic mapper images. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 37(3): 181-191.

参考文献:

- [1] 宋晓宇, 王纪华, 薛绪掌, 刘良云, 陈立平, 赵春江. 利用航空成像光谱数据研究土壤供氮量及变量施肥对冬小麦长势影响. *农业工程学报*, 2004, 20(4): 45-49.
- [5] 潘剑君, 刘世峰, 赵美芳. 遥感估测土壤元素技术体系建立的研究初探——以溧水水田土壤全氮为例. *中国土壤与肥料*, 2010, (4): 18-23.
- [7] 李燕丽, 潘贤章, 周睿, 王昌昆, 刘娅, 石荣杰, 陈冬峰, 赵其国. 长期土壤肥力因子变化及其与植被指数耦合关系. *生态学杂志*, 2013, 32(3): 536-541.
- [9] 周才平, 欧阳华, 宋明华. 中国森林生态系统氮循环特征与生产力间的相互关系. *应用生态学报*, 2005, 16(2): 203-206.
- [10] 中国科学院南京土壤所. *土壤理化分析*. 上海: 上海科技出版社, 1987.
- [11] 马娜, 胡云锋, 庄大方, 张学利. 基于遥感和像元二分模型的内蒙古正蓝旗植被覆盖度格局和动态变化. *地理科学*, 2012, 32(2): 251-256.
- [12] 朱文泉, 潘耀忠, 张锦水. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算. *植物生态学报*, 2007, 31(3): 413-424.
- [14] 何晓群. *现代统计分析方法与应用*. 北京: 中国人民大学出版社, 2007.
- [15] 张素梅, 王宗明, 张柏, 宋开山, 刘殿伟, 李方, 任春颖, 黄健, 张惠琳. 利用地形和遥感数据预测土壤养分空间分布. *农业工程学报*, 2010, 26(5): 188-194.
- [16] 连纲, 郭旭东, 傅伯杰, 虎陈霞. 黄土丘陵沟壑区县域土壤有机质空间分布特征及预测. *地理科学进展*, 2006, 25(2): 112-122.
- [17] 张建杰, 李富忠, 胡克林, 张强, 郭彩霞, 黄元仿. 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. *生态学报*, 2009, 29(6): 3163-3172.
- [18] 邱祖强. *广西统计年鉴 · 2011*. 北京: 中国统计出版社, 2011.
- [22] 王昌昆, 潘贤章, 周睿, 刘娅, 李燕丽, 解宪丽. 应用基于PLSR的土壤-环境模型预测土壤属性. *土壤学报*, 2012, 49(2): 237-245.
- [23] 孙孝林, 赵玉国, 赵量, 李德成, 张甘霖. 应用土壤-景观定量模型预测土壤属性空间分布及制图. *土壤*, 2008, 40(5): 837-842.