

郑曼迪,熊黑钢,乔娟峰,等. 基于综合光谱指数的不同程度人类干扰下土壤有机质含量预测[J]. 江苏农业学报, 2018, 34(5) : 1048-1056.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2018.05.012

基于综合光谱指数的不同程度人类干扰下土壤有机质含量预测

郑曼迪¹, 熊黑钢², 乔娟峰¹, 刘靖朝¹

(1.新疆大学资源与环境科学学院/教育部绿洲生态重点实验室,新疆 乌鲁木齐 830046; 2.北京联合大学应用文理学院,北京 100083)

摘要: 为寻求同一背景不同人类干扰程度下的土壤有机质含量的最佳预测模型,本研究以天山北麓的土壤为研究对象,运用 Landsat8 遥感影像以及实测光谱 2 种方式进行对比,结合不同的综合光谱指数,对无人干扰区、人为干扰区的影像反射率和实测光谱反射率进行光谱变换,分析反射率及其变换形式与有机质含量的相关性,以相关系数通过 0.01 和 0.05 显著性水平检验的波段作为自变量,运用多元线性回归方程分别建立了无人干扰区、人为干扰区土壤有机质含量高光谱预测模型,精度最高的为最优模型。结果表明:(1) Landsat8 影像中 $BI \sim B5$ 波段与有机质含量的相关系数通过了 0.01 与 0.05 显著性水平检验,作为自变量建立有机质含量预测模型。同时,为了能与影像反射率有个良好的对比,实测光谱反射率及其变换形式同样也选择 5 个相关系数最大的波段作为敏感波段用以建立模型。在影像与实测光谱中,土壤盐分指数结合植被指数与有机质含量相关性最好的分别是无人干扰区的 SI_3 、 DVI 和 SI_3 、 RVI ;人为干扰区的 SI_2 、 RVI 和 SI_1 、 RVI 。在结合光谱综合指数的模型中,无论是影像还是实测光谱,都是以反射率与植被指数、盐分指数相结合作为自变量建立的模型精度最好。对比 2 种预测方式,预测效果最好的是利用实测光谱与盐分指数、植被指数建立的无人干扰区一阶微分的多元线性回归模型以及人为干扰区的倒数之对数一阶微分的多元线性回归模型, R^2 分别为 0.93 和 0.89。

关键词: 干旱区; 遥感; 高光谱; 土壤有机质; 估算模型

中图分类号: F301.24

文献标识码: A

文章编号: 1000-4440(2018)05-1048-09

Prediction of soil organic matter content based on comprehensive spectral index at different levels of human disturbance

ZHENG Man-di¹, XIONG Hei-gang², QIAO Juan-feng¹, LIU Jing-chao¹

(1. College of Resource and Environment Science, Xinjiang University/Key Laboratory of Oasis Ecology, Ministry of Education, Urumqi 830046, China; 2. College of Art and Science, Beijing Union University, Beijing 100083, China)

Abstract: To build the best prediction model of the soil organic matter content under the same background at different levels of human disturbance, using the soil of Fukang as the research object, Landsat8 remote sensing image and the measured spectra were used for comparison, and combined with different comprehensive spectral index to do spectral transformation between the image reflectance and the measured spectral reflectance. The correlation between reflectivity and its

收稿日期: 2017-12-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(41671198)

作者简介: 郑曼迪(1993-),女,新疆乌鲁木齐人,硕士研究生,主要研究方向为干旱区资源与环境研究。(Email) 762820677@qq.com

通讯作者: 熊黑钢, (Email) heigang@buu.edu.cn

transformation and organic matter content was analyzed, the band with correlation coefficient through the significant test at 0.01 and 0.05 level was used as independent variable, the multivariate linear regression equations were used to establish high spectral prediction model of soil organic matter content. The results showed that the correlation co-

efficients of $B1-B5$ bands and organic matter content in Landsat8 images were tested at 0.01 and 0.05 significance level, and the bands were used as the independent variable to establish organic matter content prediction model. In order to form a good contrast with the results of image reflectivity, the five bands with the largest correlation coefficient were also selected as sensitive bands to establish prediction models of the measured spectral reflectance and its transformation form. The best correlation between soil salinity index combined with vegetation index and organic matter was SI_3 , DVI and SI_3 , RVI in the undisturbed zone, SI_2 , RVI , and SI_1 , RVI in human interference area. The model established by using reflectivity combined with vegetation index and salinity index as the independent variable had the best precision. The first order differential multivariate linear regression model established by measured spectrum and salinity index, vegetation index in unmanned interference area and first order differential multivariate linear regression model of the reciprocal in artificial interference region had best prediction effect, values of R^2 were 0.93 and 0.89, respectively.

Key words: arid area; remote sensing; hyperspectrum; soil organic matter; estimating models

人类活动的方式、程度以及持续的时间对土壤肥力和土壤生态系统基本生物生产能力产生重要的影响,使得土壤水分、盐分、有机质、电导率、pH 等指标发生较大变化,从而土壤的理化性质发生改变^[1]。光谱指数是指由某些特定多光谱或高光谱遥感数据波段的反射率线性或非线性组合构成的一种光谱参数^[2]。光谱指数波段组合的选取需参照一定的物理基础,能部分消除环境背景如非植被目标土壤、水体等的光谱影响,在此基础上建立的多波段光谱植被指数所体现的光谱信息比单波段具有更好的灵敏性,统计分析结果更加精确。而综合光谱指数指的是土壤盐分指数与植被指数的总称^[3]。近年来部分国内外学者通过运用归一化指数以及差值指数对土壤盐分、有机质、全氮、速效氮、有效磷、含水量进行预测,预测效果都优于以原始光谱反射率以及光谱变换为自变量的预测模型^[4-7]。利用高光谱植被指数(MSI)可以很好地反映土壤全磷、盐分含量的变化,归一化植被指数($NDVI$)可用于初步反映土壤 pH 值的变化,用以建立模型预测 pH 值,精度分别达到 0.488、-0.818、-0.599^[8]。

研究结果表明采用光谱波段组合技术对预测土壤有机质含量的研究已经较为成熟,但是绝大部分的研究都是以人类干扰的土壤作为研究对象,且以原始光谱反射率及其变换形式的敏感波段为自变量建立预测模型,很少有对同一背景下,不同程度人类干扰的区域进行以综合光谱指数为自变量的有机质含量预测对比,以分析人类干扰程度对土壤有机质影响的差异。本研究通过运用实测光谱反射率与 Landsat8 影像反射率及其变换形式结合盐分指数、植被指数,分别建立了有、无人干扰的土壤有机质预测模型,并对比寻求其最佳的模型。为今后准确预测不同程

度人类干扰下土壤有机质含量,获取土壤肥力相关信息提供依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于天山北麓与准噶尔盆地南缘($87^{\circ}40' \sim 87^{\circ}70' E$, $44^{\circ}12' \sim 45^{\circ}00' N$)。气候属于典型的温带大陆性气候,夏季炎热冬季寒冷,降水稀少,年降水量 164 mm,年蒸发潜力 2 000 mm 左右。土壤类型有灰漠土、龟裂土、沙土^[9]。因本研究对比人类干扰与否对土壤有机质含量预测的差异,所以将研究区分为 A、B 两区,两区通过一条巨大的水渠相隔开来。A 区因距离人类居住区较远没有被开发利用,表层有少量原生植被。B 区位于新疆生产建设兵团 102 团附近,人类活动较为频繁,近些年来大部分土地开始作为林地(包括人工梭梭林地、榆树林地、育苗地)被开发利用,由于是普通林地,所以只是翻耕并没有施加肥料。

1.2 样本采集与光谱测量

在研究区 A 区由南向北布设 5 条间距 600~800 m 的东西向采样线, B 区布设 6 条间距 800~1 000 m 的采样线。在每条采样线上选择 5 个具有代表性的采样点,其间距为 300~1 000 m,并对 55 个采样点进行 GPS 定位(图 1)。采集时间为 2014 年 6 月。A 区表层有少部分原生植被, B 区多为林地、育苗地,也有少量草本植物,所以表层采集所得的光谱是土壤与少量植被的混合光谱。由于土壤光谱主要反映其表层的性质,所以采用 0~20 cm 的土壤有机质含量进行分析。土样经过研磨、过筛等预处理之后送至中国科学院新疆生态与地理研究所进行有机质含量的测定。

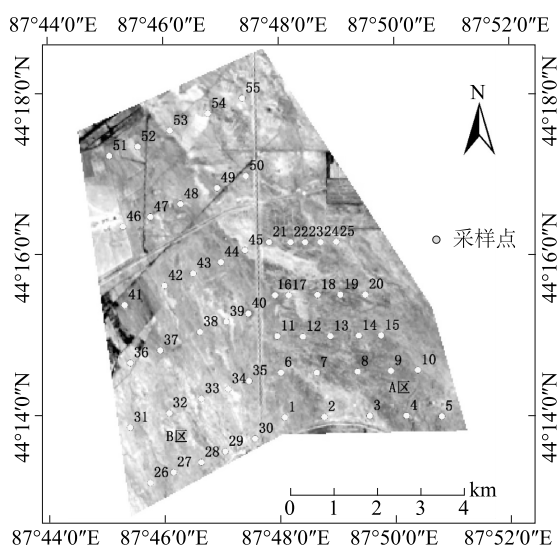


图1 研究区采样点分布

Fig.1 Distribution of sampling points in the study area

光谱测量采用美国 ASD 公司生产的便携式 Field-Spec[®] 3Hi-Res 光谱仪,光谱有效范围:350~2 500 nm,分析软件采用 ASD View Spec Pro。光谱测量采用野外实测方法,为了避免天气对光谱造成的不利影响,试验选在 11:00~15:00(当地时间),晴朗少云、无风的天气进行。每次采集光谱前对光谱仪进行白板校正以去除暗电流的影响。采用 25 度视场角探头,且距土壤样品 15 cm 处垂直角度进行光谱采集。在每个采样点周围 2 m 范围采用梅花桩采样法选取 5 个土壤背景相近的位置采集光谱,每个位置重复测量 10 次,得到的 50 条光谱曲线的平均值即为该采样点的实测光谱值。

1.3 光谱预处理

在数据分析之前,通过 Savitzky-Golay 平滑法对光谱进行平滑处理,消除光谱曲线噪声可能引起的误差,并对原始光谱进行一阶微分(R')、倒数之对数一阶微分 $[(\lg 1/R)']$ 的变换,用于探讨适合有无人干扰的土壤有机质含量高精度预测模型的最佳光谱变换形式。

1.4 影像数据

本研究选取 Landsat8_OLI 影像,OLI 陆地成像仪共有 9 个波段,包括了 ETM+传感器的所有波段,增加了蓝色波段(BI)和短红外波段(B9)2 个波段,其中 B8 是分辨率为 15 m 的全色波段。本研究选取的是 2014 年 6 月的遥感影像,云量为 0,去除影像的 B8、B9 波段,保留分辨率为 30 m 的前 7 个波段进行处理。使用 ENVI5.1 软件进行所需区域的裁剪、辐射定标、几何校正

以及大气校正。由于获取影像信息时会受到大气中水汽、气溶胶等因素的影响使得波段的噪声增加、信息模糊,所以使用 FLAASH 大气校正消除这些噪声,降低邻近像元之间的辐射干扰,也可以调整由于人为抑制而导致的波谱平滑^[10],最后获取近似地表真实反射率的影像。将经试验测得的有机质含量与预处理后遥感影像一同导入 Arcgis 软件中,运用软件中的 Extraction 工具提取每个采样点对应的 DN 值。因影像已经过大气校正,所以影像像元的 DN 值即为反射率值,范围是 0~1。实测光谱是采用间隔 2 m 的梅花桩采样法进行测量的,而遥感影像的分辨率为 30 m×30 m,为使遥感影像中对应的采样点有较为准确的值且与实测光谱数据有一个尺度上的良好对应,在每一个采样点坐标及其附近共提取 6 个反射率的值,经过平均之后即为此采样点的影像反射率值。

1.5 综合光谱指数的计算与提取

本研究选取 5 种土壤盐分指数[盐分指数 1(SI_1)、盐分指数 2(SI_2)、盐分指数 3(SI_3)、归一化盐分指数($NDSI$)、亮度指数(BI)^[11-12]]进行对比,以及选取 3 种植被指数[简单比值植被指数(RVI)、归一化植被指数($NDVI$)、差值植被指数(DVI)^[13]]进行对比,计算方法见表 1。将实测光谱反射率代入表 1 中的计算公式得出由光谱计算得到的盐分指数和植被指数。运用 ENVI5.1 软件对遥感影像通过表 1 中的计算公式进行波段计算,得出的图像再利用 Arcgis 软件提取各采样点的盐分指数和植被指数。

1.6 模型检验

模型检验通过修正自由度的可决定系数(R^2)、均方根误差($RMSE$)、相对分析误差(RPD)等指标衡量模型的精度^[14]。 R^2 反映预测值解释实测值变化的程度, $RMSE$ 用来检验模拟值和实测值的符合度。 R^2 越大, $RMSE$ 越小,说明模型的精度越高,反之亦然。 $RPD>2.0$ 时,表明模型具有很好的预测能力;当 $1.4<RPD<2.0$ 时,说明模型可对样品进行粗略估测;当 $RPD<1.4$ 时,则表明模型无法对样品进行估测^[15]。

$$R^2 = \left[\frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2} \right]^2 \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$RPD = \text{样本标准差} / RMSE \quad (3)$$

式中: x_i 为观测值; x'_i 为真实值; n 为观测次数。

表 1 综合光谱指数计算方法

Table 1 Calculation method of comprehensive spectral index

综合光谱指数		影像计算	光谱计算
土壤盐分指数	SI_1	$SI_1 = B_2/B_4$	$SI_1 = \sqrt{R_{456} \times R_{686}}$
	SI_2	$SI_2 = (B_2 - B_4)/(B_2 + B_4)$	$SI_2 = \sqrt{R_{456} + R_{686} + R_{1373}}$
	SI_3	$SI_3 = B_3 \times B_4/B_2$	$SI_3 = \sqrt{R_{456} + R_{686}}$
	$NDSI$	$NDSI = (B_4 - B_5)/(B_4 + B_5)$	$NDSI = (R_{686} - R_{1373})/(R_{686} + R_{1373})$
	BI	$BI = \sqrt{B_4 + B_5}$	$BI = \sqrt{R_{533} + R_{686}}$
植被指数	RVI	$RVI = B_5/B_3$	$RVI = R_{1137}/R_{710}$
	$NDVI$	$NDVI = (B_5 - B_4)/(B_5 + B_4)$	$NDVI = (R_{1137} - R_{710})/(R_{1137} + R_{710})$
	DVI	$DVI = B_5 - B_4$	$DVI = R_{1137} - R_{710}$

SI_1 :盐分指数1; SI_2 :盐分指数2; SI_3 :盐分指数3; $NDSI$:归一化盐分指数; BI :亮度指数; RVI :简单比值植被指数; $NDVI$:归一化植被指数; DVI :差值植被指数。

2 结果与分析

2.1 土壤有机质含量与盐分含量的相关性

无人干扰区和人为干扰区有机质含量与盐分含量呈负相关,相关系数分别达到-0.867和-0.803,且均呈现极显著相关关系(表2)。人为干扰区因为有频繁的人类活动,破坏土壤结皮,土壤中的水分蒸发较为强烈,土壤深层的盐分会向上移动,聚集在土壤表层,另外该地区的降水较少,很难将表层的盐分淋洗至下层,使得表层盐分含量高于无人干扰区。土壤有机质大部分来源于动植物以及微生物残体,盐分过高的区域,不利于动植物生存,即动植物、微生物残体质量过少,有机质含量较少,因此出现土壤盐分越高,有机质含量越少的现象。

表 2 土壤有机质与盐分之间的相关性

Table 2 Correlation between soil organic matter and salt

试验区	相关系数
无人干扰区	-0.867 **
人为干扰区	-0.803 **

** 表示在 0.01 水平上显著相关。

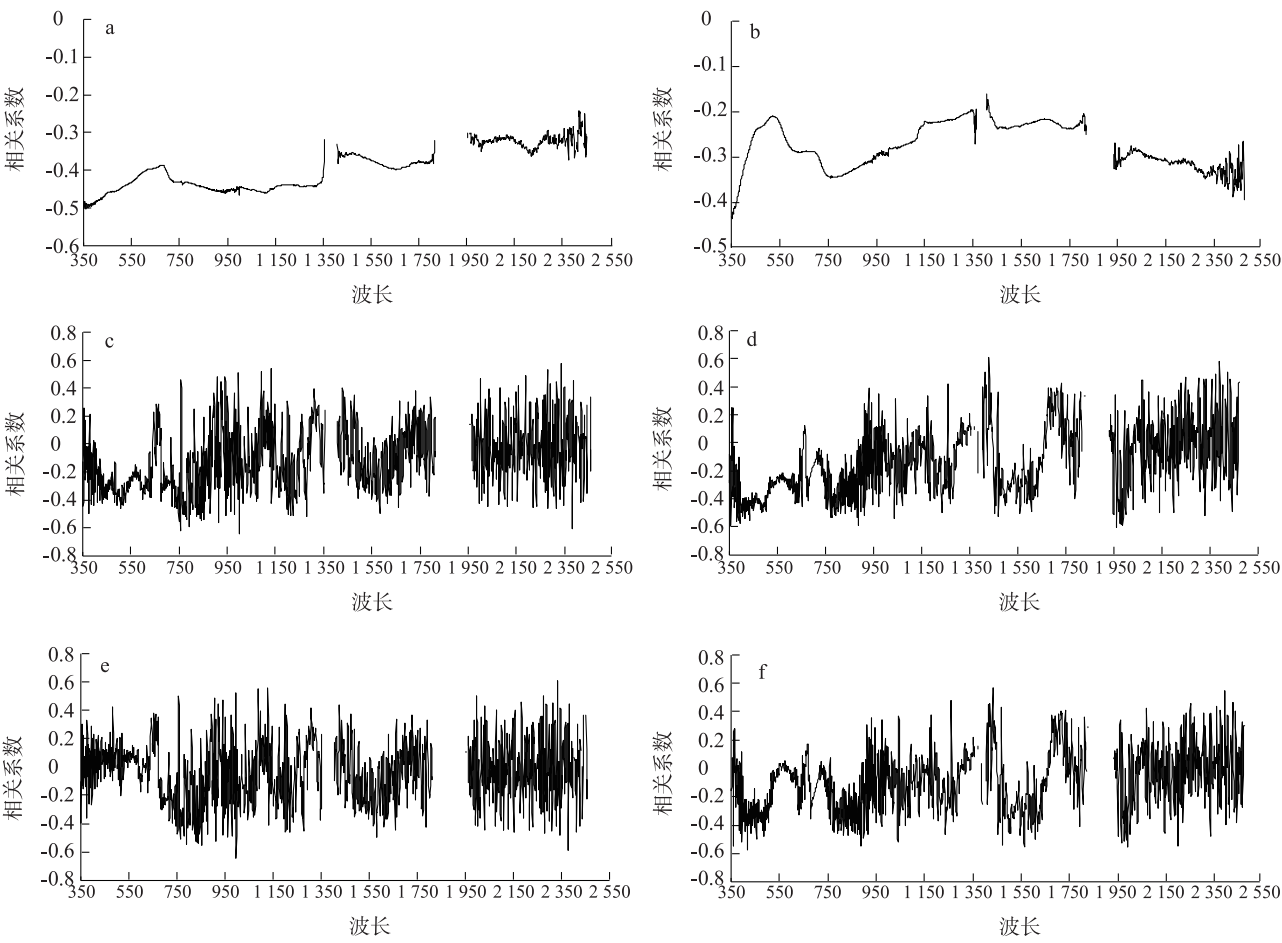
2.2 实测光谱反射率及其变换形式与有机质含量的相关性

无人干扰区与人为干扰区的原始光谱所有波段与有机质含量的相关性都没有通过 0.01 水平的显著性检验(图 2a、图 2d)。原因首先是原始光谱反射率是在野外实测的,加之土壤表层还有少量植被,对测量土壤光谱的影响较大,其次是反射率在可见光区的光谱差异较小,因光照条件变化引起的乘性因素以及光谱仪本身的低频噪声带来的影响较

大^[16]。通过对实测光谱进行一阶微分(R')和倒数的对数一阶微分 $[(\lg 1/R)']$ 处理后,有部分波段通过 0.01 水平的显著性检验(图 2b、图 2c、图 2e、图 2f)。这是由于高光谱微分分析对于光谱信噪比十分敏感,采用导数光谱技术可以消除光谱数据之间的系统误差,减弱大气辐射、散射和吸收对目标光谱的影响,以便提取可识别地物的光谱吸收峰参数(波长位置、深度、宽度和吸收光谱指数等)^[17-18]。有少部分的波段位于水分吸收带(1 300~1 420 nm、1 820~1 970 nm 及 2 350~2 500 nm),对光谱反演有机质含量的精准性有较大影响,不适用于作为土壤有机质含量高光谱估测模型的特征波段,于是在反演过程中剔除了位于水分吸收带的波段^[19]。选择其中相关系数较大的 5 个波段作为敏感波段用以建立有机质含量的预测模型(表 3)。

2.3 遥感影像反射率及其变换形式与有机质含量的相关性

从 Landsat8 遥感影像中获取采样点影像反射率的 $B1 \sim B7$ 波段,并对其做一阶微分(R')、倒数之对数一阶微分 $[(\lg 1/R)']$ 的微分变换处理,分别与有机质含量做相关性分析(表 4)。无人干扰区与人为干扰区的原始影像反射率与有机质含量呈负相关,经过一阶微分以及倒数对数一阶微分之后,相关性有明显的增加,原因是导数光谱运算可以体现特定地物某阶导数具有明显区别于其他地物的特征,对于 M 阶导数光谱来说,会将增加 $N \sim 2M$ 个波段,信息量显著增加,所以运用导数光谱技术来提取可识别地物的光谱信息,用以建立预测模型效果较为显著^[20]。其中无人干扰区与人为干扰区的一阶微分 $B1 \sim B5$ 波段通过了 0.01 显著性水平检验。



a:无人干扰区有机质含量与原始光谱相关性;b:人为干扰区有机质含量与原始光谱相关性;c:无人干扰区有机质含量与原始光谱一阶微分相关性;d:人为干扰区有机质含量与原始光谱一阶微分相关性;e:无人干扰区有机质含量与原始光谱倒数之对数一阶微分相关性;f:人为干扰区有机质含量与原始光谱倒数之对数一阶微分相关性。

图 2 实测原始光谱及其变换与有机质含量的相关性
Fig.2 The correlation between the original spectrum and its transformation and organic matter content

表 3 敏感波段的选择

Table 3 Selection of sensitive bands

	光谱变换	敏感波段(nm)
无人干扰区	R	630、761、828、943、1 000
	R'	564、755、854、999、1 281
	$(\lg 1/R)'$	496、792、854、915、999
人为干扰区	R	642、760、838、879、930
	R'	435、635、777、887、1 038
	$(\lg 1/R)'$	416、792、887、963、1 039

2.4 土壤盐分指数、植被指数与有机质含量的相关性

将影像和光谱反射率代入表 1 中的计算公式计

算得出的土壤盐分指数与无人干扰区以及人为干扰区的有机质含量呈负相关,植被指数与其呈正相关(表 5)。这是由于土壤有机质大部分来源于动植物以及微生物残体,盐分过高的区域,不利于植物和生物生存,即动植物、微生物残体质量过少,有机质含量较少,因此出现土壤盐分越高,有机质含量越少的现象。而植被的生长以及其残体都是有利于积累有机质的过程,所以植被指数与有机质呈现了正相关的关系。本研究选择与有机质含量相关系数最大的盐分指数、植被指数,即影像光谱指数选用无人干扰区的 SI_3 、 DVI ,人为干扰区的 SI_2 、 RVI ;由实测光谱反射率所计算的光谱指数选用无人干扰区的 SI_3 、 RVI 与人为干扰区的 SI_1 、 RVI 指数来建立有机质含量预测模型。

表 4 影像反射率及其变换形式与有机质含量的相关性

Table 4 Correlation of image reflectivity and its transformation form with organic matter content

	光谱变换	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7
无人干扰区	R	-0.502 *	-0.476 *	-0.439 *	-0.465 *	-0.456 *	-0.267	-0.290
	R'	0.667 **	0.739 **	0.688 **	0.752 **	0.686 **	0.236	0.256
	(lg1/R)'	0.558 **	0.537 **	0.559 **	0.636 **	0.534 **	0.269	0.236
人为干扰区	R	-0.423 *	-0.453 *	-0.448 *	-0.461 *	-0.408 *	-0.290	-0.287
	R'	0.582 **	0.596 **	0.635 **	0.667 **	0.586 **	0.268	0.339
	(lg1/R)'	0.537 **	0.519 **	0.497 **	0.561 **	0.461 **	0.297	0.255

* 表示在 0.05 水平上显著相关; ** 表示在 0.01 水平上显著相关。

表 5 土壤盐分指数、植被指数与有机质含量的相关性

Table 5 Correlation between soil salinity index, vegetation index and organic matter content

指数类型		相关系数			
		影像		光谱	
		无人干扰区	人为干扰区	无人干扰区	人为干扰区
盐分指数	SI ₁	-0.539 **	-0.541 **	-0.650 **	-0.699 **
	SI ₂	-0.571 **	-0.659 **	-0.657 **	-0.607 **
	SI ₃	-0.685 **	-0.520 **	-0.716 **	-0.584 **
	NDSI	-0.443 *	-0.457 *	-0.494 *	-0.439 *
	BI	-0.564 **	-0.436 *	-0.631 **	-0.539 **
植被指数	RVI	0.474 *	0.628 **	0.591 **	0.644 **
	NDVI	0.488 *	0.442 *	0.533 **	0.440 *
	DVI	0.657 **	0.573 **	0.497 *	0.451 *

* 表示在 0.05 水平上显著相关; ** 表示在 0.01 水平上显著相关。

2.5 不同人类干扰程度有机质含量预测模型

选用 KS(Kennard-Stone) 算法^[21], 计算出各个

样品有机质含量之间的欧氏距离, 按照 3 : 2 的比率划分为建模集和检验集(表 6)。

表 6 全样本土壤有机质统计分析

Table 6 Statistical analysis of soil organic matter

	成分	样本数	范围(g/kg)	均值(g/kg)	方差
无人干扰区	建模集	15	9.588~23.034	13.744	12.311
	检验集	10	7.645~17.928	13.302	12.290
	全部样本	25	7.645~23.024	13.567	11.839
人为干扰区	建模集	18	6.376~21.768	11.432	11.424
	检验集	12	6.455~16.439	11.674	11.808
	全部样本	30	6.376~21.768	11.537	11.204

2.5.1 基于影像反射率的有机质含量预测模型

无论什么变换形式, 无人干扰区与人为干扰区影像各波段的反射率与有机质含量的相关性都是 B1 ~ B5 的相关系数相对较大, 原因是 B1 ~ B5 的波段范

围为 0.433 ~ 0.885 nm, 有机质在其范围内对光谱的响应较好^[22], 所以在建立模型时选择影像 B1 ~ B5 波段的反射率。以影像反射率及其变换形式分别与土壤盐分指数、植被指数结合为自变量, 有机质含量

为因变量,建立有机质含量的多元线性回归模型(表 7)。为了比较模型的精度与可靠性,计算了模型的决定系数 R^2 、均方根误差 $RMSE$ 以及相对分析误差 RPD 3 项指标。

整体上,无人干扰区的模型精度都优于人为干扰区,原因是无人干扰区保留了土壤盐分和有机质的原始分布情况,而人为干扰区因为频繁的人类活动打破了这种分布,使得盐分与有机质分布较为复杂。

在所有只利用影像反射率及其变换形式的模型中,无人干扰区与人为干扰区的模型精度大小均呈现一阶微分>倒数对数一阶微分>原始影像反射率的规律。在各类变换形式中,4 种不同自变量建立的模型精度大小排列:盐分指数+植被指数>植被指数>盐分指数>原始影像反射率及其变换形式,且无人干扰区与人为干扰区预测效果最好的均是一阶微分与盐分指数、植被指数相结合建立的模型, R^2 分别为 0.86 和 0.81, RPD 为 1.96、1.83。

表 7 基于影像反射率的土壤有机质含量预测模型

Table 7 Prediction model of soil organic matter content based on image reflectivity

自变量	无人干扰区					自变量	人为干扰区				
	建模集		检验集				建模集		检验集		
	R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$	RPD		R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$	RPD
R	0.57	2.281	0.56	2.394	1.16	R	0.48	3.259	0.55	3.594	1.16
$R+SI_3$	0.63	2.235	0.62	2.364	1.18	$R+SI_2$	0.56	3.162	0.51	3.172	1.22
$R+DVI$	0.60	2.353	0.58	2.561	1.17	$R+RVI$	0.53	3.193	0.53	3.599	1.23
$R+SI_3+DVI$	0.65	2.190	0.63	2.596	1.20	$R+SI_2+RVI$	0.59	3.082	0.54	3.145	1.26
R'	0.71	2.461	0.68	2.879	1.35	R'	0.65	1.677	0.59	1.844	1.52
$R'+SI_3$	0.79	1.752	0.74	2.005	1.46	$R'+SI_2$	0.73	1.580	0.68	1.492	1.64
$R'+DVI$	0.76	2.432	0.72	2.536	1.44	$R'+RVI$	0.69	1.308	0.65	1.355	1.51
$R'+SI_3+DVI$	0.86	1.419	0.85	1.822	1.96	$R'+SI_2+RVI$	0.81	1.226	0.77	1.526	1.83
$\text{Log}(1/R)'$	0.66	2.413	0.73	2.536	0.96	$\text{Log}(1/R)'$	0.53	1.889	0.49	1.846	1.39
$\text{Log}(1/R)'+SI_3$	0.73	1.786	0.78	1.836	1.52	$\text{Log}(1/R)'+SI_2$	0.65	1.714	0.63	1.795	1.52
$\text{Log}(1/R)'+DVI$	0.75	2.375	0.70	2.652	1.27	$\text{Log}(1/R)'+RVI$	0.59	1.582	0.55	1.685	1.59
$\text{Log}(1/R)'+SI_3+DVI$	0.79	1.601	0.75	1.725	1.52	$\text{Log}(1/R)'+SI_2+RVI$	0.74	1.541	0.73	1.657	1.68

2.5.2 基于实测光谱反射率的有机质含量预测模型 为使利用遥感影像反射率、实测光谱反射率及其变换形式与土壤盐分指数、植被指数结合建立的模型有良好的对比性,选择 5 个敏感波段及其变换形式作为自变量,与盐分指数和植被指数,建立多元线性回归预测模型(表 8)。

整体上,无人干扰区的建模效果优于人为干扰区。在各类变换形式下的 4 种模型中,实测光谱反射率及其变换形式与土壤盐分指数、植被指数结合为自变量的模型精度要优于其他 3 种自变量。其中无人干扰区、人为干扰区中分别是一阶微分、倒数之对数一阶微分预测效果最好, R^2 分别较影像反射率预测最佳的模型精度提升了 0.07 和 0.08, RPD 提升了 0.20、0.22。

对比以上 2 种建模方式,首先提取 Landsat8 影像反射率时为了减小影像分辨率带来的误差,在采样点附近提取了 6 个不同位置的反射率值,平均后的值即为该采样点的影像反射率,但是以其建立出的模型精度还是略低于实测光谱反射率。原因可能是(1) Landsat8 OLI 影像的时间分辨率为 16 d,本研究选取的影像是最接近于采样日期的,但还是会有一定误差;(2) 大气气溶胶通过对太阳辐射和红外辐射的吸收和散射,造成地-气系统辐射收支的改变,气溶胶对辐射的吸收和散射作用,可直接干扰光学传感器的信号接收。除了气溶胶的影响之外,大气中的水汽也是影响遥感影像的一个主要因素,在遥感影像预处理中进行了能消除以上因素影响的 FLAASH 大气校正,但是大气校正会直接影响到反

射率的精度,造成根据实测光谱反射率建立的模型精度优于影像反射率的结果。其次在相同的光谱变换形式中,对比以不同自变量建立的模型精度,无论是基于影像还是实测光谱,自变量都是反射率及其变换形式与土壤盐分指数、植被指数建立的模型效果是最优的,较不结合土壤盐分指数、植被指数为自

变量的模型精度有很大的提升。综合这 2 种预测方式,预测效果最好的是利用实测光谱与盐分指数、植被指数建立的无人干扰区一阶微分的多元线性回归模型以及人为干扰区的倒数之对数一阶微分的多元线性回归模型, R^2 分别为 0.93 和 0.89。

表 8 基于实测光谱反射率的土壤有机质含量预测模型

Table 8 Prediction model of soil organic matter content based on measured spectral reflectivity

自变量	无人干扰区					自变量	人为干扰区				
	建模集		检验集				建模集		检验集		
	R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$	RPD		R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$	RPD
R	0.56	1.546	0.50	1.394	1.25	R	0.48	2.893	0.41	2.469	1.15
$R+SI_3$	0.63	2.120	0.63	2.433	1.20	$R+SI_1$	0.51	2.773	0.49	2.842	1.28
$R+RVI$	0.66	1.865	0.65	2.167	1.29	$R+RVI$	0.55	2.846	0.49	2.541	1.25
$R+SI_3+RVI$	0.69	1.526	0.62	1.756	1.35	$R+SI_1+RVI$	0.61	2.750	0.57	1.896	1.49
R'	0.75	2.152	0.53	2.697	1.61	R'	0.56	2.871	0.53	2.314	1.36
$R'+SI_3$	0.81	1.674	0.63	2.046	1.63	$R'+SI_1$	0.60	2.862	0.58	3.056	1.40
$R'+RVI$	0.83	1.429	0.75	2.449	1.65	$R'+RVI$	0.66	2.832	0.63	3.200	1.41
$R'+SI_3+RVI$	0.93	1.428	0.81	1.569	2.16	$R'+SI_1+RVI$	0.75	2.633	0.69	2.341	1.55
$(\lg 1/R)'$	0.72	2.119	0.70	2.543	1.48	$(\lg 1/R)'$	0.65	2.088	0.59	2.411	1.27
$(\lg 1/R)'+SI_3$	0.75	2.002	0.73	2.411	1.51	$(\lg 1/R)'+SI_1$	0.73	1.846	0.71	2.066	1.56
$(\lg 1/R)'+RVI$	0.78	1.882	0.75	1.837	1.66	$(\lg 1/R)'+RVI$	0.79	1.852	0.75	2.147	1.96
$(\lg 1/R)'+SI_3+RVI$	0.81	1.579	0.77	1.976	1.89	$(\lg 1/R)'+SI_1+RVI$	0.89	1.600	0.83	1.439	2.05

3 讨论

本研究通过相关性分析选择 Landsat8 影像中 $BI \sim B5$ 波段以及实测光谱相关系数最大的 5 个波段分别作为自变量,结合盐分指数、植被指数建立无人干扰区、人为干扰区有机质含量的多元线性回归方程。结果表明,在影像与实测光谱中,土壤盐分指数结合植被指数与有机质含量相关性最好的分别是无人干扰区的 SI_3 、 DVI 和 SI_3 、 RVI ;人为干扰区的 SI_2 、 RVI 和 SI_1 、 RVI 。在影像反射率的各类变换形式中,4 种不同自变量建立的模型精度呈现盐分指数+植被指数>植被指数>盐分指数>原始影像反射率及其变换形式的规律,且无人干扰区和人为干扰区预测效果最好的均是一阶微分与盐分指数、植被指数相结合建立的模型, R^2 分别为 0.86 和 0.81,RPD 为 1.96、1.83。实测光谱反射率及其变换形式与综合光谱指数相结合建立的模型精度大小为:盐分指

数+植被指数>盐分指数>植被指数>原始影像反射率及其变换形式,模型精度最高的是无人干扰区的一阶微分、人为干扰区的倒数之对数一阶微分, R^2 分别为 0.93 和 0.89。

本研究将实测光谱反射率结合光谱指数预测无人干扰区、人为干扰区的有机质含量,获得了对于该区域的最佳模型。但由于实测土壤反射光谱特征的影响因素较多,所建模型的预测精度以及普适性会受到一定的限制。因此,在下一步工作中,需要充分考虑其他因素的综合影响,建立引入其他理化参数的有机质光谱预测模型,例如从高分辨率的遥感影像提取各类参数,或者对参数进行改进等,同时还可以加大预测尺度,大幅度增加采样点的个数以及区域面积,进一步提升预测的普适性以及精准性。

参考文献:

- [1] 武志杰. 人类生产活动对土壤生态系统的影响[J]. 生态学杂

- 志,1993,12(4):47-51.
- [2] 童庆禧,张兵,郑兰芬. 高光谱遥感原理技术与应用[M]. 北京:高等教育出版社,2006.
- [3] 丁建丽,伍漫春,刘海霞,等. 基于综合高光谱指数的区域土壤盐渍化监测研究[J]. 光谱学与光谱分析,2012,32(7):1918-1922.
- [4] 曹文涛,康日斐,王集宁,等. 基于高光谱遥感的土壤氯化钠含量监测[J]. 江苏农业学报,2016,32(4):817-823.
- [5] 张娟娟,田永超,姚霞,等. 同时估测土壤全氮、有机质和速效氮含量的光谱指数研究[J]. 土壤学报,2012,49(1):50-59.
- [6] 李相,丁建丽. 基于实测高光谱指数与HSI影像指数的土壤含水量监测[J]. 农业工程学报,2015,31(19):68-75.
- [7] 张佳佳,郭熙,赵小敏. 南方丘陵稻田土壤全磷、有效磷高光谱特征与反演模型[J]. 江苏农业科学,2016,44(7):522-525.
- [8] 刘庆生,张敏,宁吉才,等. 翅碱蓬高光谱植被指数对土壤化学性质的响应[J]. 地理与地理信息科学,2011,27(3):86-89,104.
- [9] 张林静,岳明,张远东,等. 新疆阜康绿洲荒漠过渡带植物群落物种多样性特征[J]. 地理科学,2003,23(3):329-334.
- [10] 姚峰,古丽·加帕尔,包安明,等. 基于遥感技术的干旱荒漠区露天煤矿植被群落受损评估[J]. 中国环境科学,2013,33(4):707-713.
- [11] KHAN N M, RASTOSKUEV V, SATO Y, et al. Assessment of Hydrosaline Land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators[J]. Agricultural Water Management, 2005,77:96-109.
- [12] INAKWU O A ODEH, ALEX ONUS. Spatial Analysis of Soil Salinity and Soil Structural Stability in a Semiarid Region of New South Wales, Australia[J]. Environmental Management, 2008, 42(2):65-78.
- [13] 陈红艳,赵庚星,陈敬春,等. 基于改进植被指数的黄河口区盐渍土盐分遥感反演[J]. 农业工程学报,2015,31(5):107-114.
- [14] 李萍,赵庚星,高明秀,等. 黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演[J]. 土壤学报,2015,52(6):1262-1272.
- [15] VISCARRA R V, MCGLYN R N, MCBRATNEY A B. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. Geoderma, 2006, 137(1/2):70-82.
- [16] 何挺,王静,林宗坚,等. 土壤有机质光谱特征研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2006,31(11):975-979.
- [17] 浦瑞良,宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京:高等教育出版社,2003.
- [18] 苏红军,杜培军,盛业华. 高光谱遥感数据光谱特征提取算法与分类研究[J]. 计算机应用研究,2008,25(2):390-394.
- [19] 陈赓. 不同土壤含水量、体积质量与光谱反射率的关系模型[J]. 农业工程学报,2012,28(4):76-81.
- [20] 杜培军,陈云浩,方涛,等. 高光谱遥感数据光谱特征的提取与应用[J]. 中国矿业大学学报,2003,32(5):34-38.
- [21] 梁雪,吉海彦,王鹏新,等. 用MSC-ANN方法建立冬小麦叶片叶绿素与反射光谱的定量分析模型研究[J]. 光谱学与光谱分析,2010,30(1):188-191.
- [22] 刘焕军,赵春江,王纪华,等. 黑土典型区土壤有机质遥感反演[J]. 农业工程学报,2011,27(8):211-215.

(责任编辑:陈海霞)