

邹霞,钱海燕,周杨明,等.季节性淹水湿地表层土壤有机碳含量遥感预测及空间分布特征[J].华中农业大学学报,2024,43(3):111-120.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2024.03.011

季节性淹水湿地表层土壤有机碳含量遥感预测及空间分布特征

邹霞¹,钱海燕¹,周杨明²,黄灵光³,杨梅花⁴

1. 东华理工大学地球科学学院,南昌 330013; 2. 江西师范大学地理与环境学院,南昌 330200;
3. 江西省自然资源政策调查评估中心,南昌 330046; 4. 豫章师范学院生态与环境学院,南昌 330103

摘要 为探讨鄱阳湖季节性淹水湿地土壤有机碳的空间分布特征及遥感方法在土壤有机碳估算中的适用性,依托江西鄱阳湖国家级自然保护区,选择蚌湖、常湖池和泗洲头湿地为研究区域,基于野外实测土壤有机碳含量数据和同期的Landsat8 OLT遥感影像,采用遥感图像处理 and GIS技术提取影像中遥感特征因子,构建遥感参数与土壤有机碳的一元线性、一元曲线和多元逐步线性回归模型,通过对比分析选择最优遥感估算模型,预测鄱阳湖季节性淹水湿地表层(0~20 cm)土壤有机碳含量。结果表明,提取了影像中33个遥感特征因子,包括7个波段的反射率值($b_1\sim b_7$)、4个植被指数(NDVI、SR、SAVI、EVI)、第一主成分特征(PCA1)、单波段纹理特征的均值(MEAN)、熵(ENT)和相关性(COR),其中纹理特征是研究区土壤有机碳含量预测的重要遥感因子,其与土壤有机碳含量构建的多元逐步线性回归模型拟合效果最优,模型决定系数 $R^2=0.772$,平均相对误差45.53%,均方根误差2.417。遥感反演发现,研究区预测表层土壤有机碳含量主要集中在0~20 g/kg,土壤有机碳含量平均值约为10.75 g/kg。

关键词 鄱阳湖湿地; 土壤有机碳; 遥感预测; 遥感特征因子; 碳循环; 土壤碳储量; 土壤固碳能力

中图分类号 S154.1; TP79 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2024)03-0111-10

湿地土壤有机碳(soil organic carbon, SOC)是湿地生态系统环境响应的重要指标和联系湿地系统内外部物质循环的重要纽带,直接影响湿地生态系统生产力,在湿地生态系统和全球碳循环中具有重要作用^[1]。SOC研究主要基于土壤剖面的直接测算和基于生态系统碳循环过程模型的间接预测^[2]。SOC直接观测需要耗费大量的人力、物力和财力,观测区域及时间极为有限,利用模型上升到区域范围的研究形式可以较好地避免这一缺陷^[3]。近年来,区域插值模型、回归拟合模型和机器学习等模型被较多的运用于SOC含量及碳储量估算,并与遥感技术相结合,为SOC研究提供了新的方法和手段。郭彦茹^[4]基于Worldview-2遥感影像提取植被信息,结合神经网络方法进行土壤碳储量遥感反演模型模拟,估算出清澜港红树林湿地总碳储量为8.073万t,土壤平均碳储量为131.4 kg/hm²,模型总体估算精度为

80.84%。王燕^[5]利用GF-1WV和MODIS遥感数据估算了半干旱区浑善达克沙地及其周边地区SOC密度平均约为 1.22×10^4 kg/hm²,其最优预测模型精度为77.87%。利用多源遥感数据和地面实测数据结合构建相关统计模型,预测和估算土壤碳含量、碳密度及碳储量得到了广泛的应用^[6]。

鄱阳湖是中国第一大淡水湖,具有丰水期和枯水期交替出现的独特水文变化规律,湿地类型多样,生态环境复杂,生物多样性丰富,使得鄱阳湖湿地碳循环研究具有显著的区域特色,但也具有不确定性^[7]。鄱阳湖SOC研究多是采用直接观测、采集土壤样品研究碳含量、碳组分及其影响因素^[8-9],并且由于鄱阳湖植被根系较浅,深层土壤物质含量变化不明显,较多研究采取0~20 cm表层的土壤样品进行测定^[7]。也有一些研究利用地统计相关模型、空间插值方法和生物地球化学模型等进行碳模拟和碳预

收稿日期:2023-07-05

基金项目:江西省自然科学基金项目(20212BAB203002;20212BAB205022);国家自然科学基金项目(41561105);东华理工大学博士科研启动基金项目(DHBK201909838)

邹霞, E-mail: 1611659606@qq.com

通信作者:钱海燕, E-mail: hyqian@163.com

测,如陈莎莎等^[10]基于DNDC模型模拟鄱阳湖季节性淹水湿地不同植被下表层SOC含量动态变化,估算出土壤碳储量和CO₂年排放量。江叶枫^[11]采用一种农业土地利用方式修正的径向基函数神经网络模型(RBFNN_ALU)预测出鄱阳湖典型小流域SOC含量范围为2.60~38.60 g/kg。研究表明,遥感估算方法不但能够克服直接测定方法耗时、费力、周期长的缺点,而且能快速、准确、有效地获得SOC含量等指标^[12]。然而,基于遥感方法预测鄱阳湖SOC含量的研究鲜有报道。本研究应用Landsat8 OLT卫星遥感数据及其他辅助数据,以鄱阳湖季节性淹水湿地表层(0~20 cm)土壤为研究对象,探讨遥感特征因子与SOC含量的相关性,建立关联性强的、可以准确表达SOC含量的预测模型,探讨SOC含量空间分布特征,以期对鄱阳湖湿地土壤固碳能力评估、湿地生态保护和管理工作提供科学依据,并为类似研究提供可靠有效的算法和参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区为江西鄱阳湖国家级自然保护区内的蚌湖、常湖池和泗洲头(28°22'N~29°45'N, 115°47'E~116°45'E)。该研究区属于亚热带湿润季风气候,夏季潮热,冬季干冷,1月平均气温最低为5.6℃,7月平均气温最高为29.7℃,年均气温17℃左右,雨量充沛,年均降水量1350~2150 mm,多集中在4—8月^[13]。该区内典型的植物群落为南荻(*Triarrhena lutarioriparia*)、水蓼(*Polygonum hydropiper*)、芦苇(*Phragmites communis*)、苔草(*Carex cinerascens*)等,各植物群落通常呈块状或条带状分布^[8]。蚌湖和常湖池同属碟形湖泊,在枯水期水位受人为影响控制。蚌湖属于半人工控制湖泊,面积为6432.69 hm²,枯水期水位随鄱阳湖水位变化而变化;常湖池为人工控制湖泊,丰水期与鄱阳湖主体相连,面积为396.71 hm²;泗洲头是鄱阳湖开放水域的洲滩前缘,水位变化不受人为控制,是鄱阳湖的聚水区域,也是受鄱阳湖水位影响最大的区域之一,年内水位变化幅度超过10 m,洲滩面积约3076.71 hm²^[14],泗洲头土壤类型主要为草甸土、沼泽土、湿潮土等,成土母质主要为第四纪沉积物母质^[15](图1)。

1.2 研究方法

1)土壤样品采集与处理。2021年1月17—19日前往研究区进行实地调查观测和样品采集,研究区

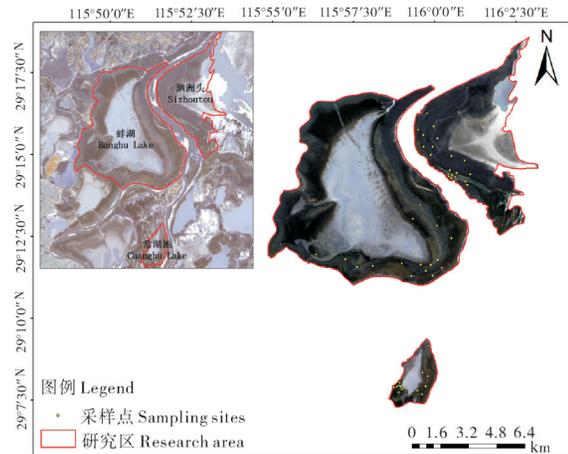


图1 研究区地理位置及样点布置

Fig.1 Geographical location and sample layout of the research area

按照地形(水位梯度)从岸边到湖心适当选择3~5个样带,每个样带间隔150 m以上,进行GPS定位,并立桩固定。在每条样带上设置5个样地,每个样点设定30 m×30 m样方5个,作为重复。选择具有代表性的土壤样方,利用五点采样法采集表层(0~20 cm)土壤样品,除去土壤表层的石块、凋谢物、根系等异物后混合成1个样品,同时用GPS记录经纬度信息。本次调查共选取了48个样方地进行采样(蚌湖16个、常湖池12个、泗洲头20个)(图1)。将采集的土壤样品用密封袋密封,带回实验室进行风干。风干后的土壤样品过孔径为150 μm的筛网,采用重铬酸钾氧化-外加热法测定样品的SOC含量。

2)遥感数据与预处理。遥感数据为来自地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>)的Landsat8 OLT卫星数字影像,行列号为122/40,成像时间与现场采样时间同步,影像对研究区域覆盖率为100%,影像清晰,分辨率为30 m,目标区域无云量,数据良好。对获取的影像进行预处理,利用ENVI5.3依次进行辐射定标、大气校正、几何精校正,最后按研究区的边界将影像进行裁剪,得到研究区的遥感影像(图1)。

3)遥感特征因子提取。在预处理完的影像上提取遥感特征因子,主要包括:7个单波段反射率值($b_1 \sim b_7$);4个植被指数:归一化植被指数(NDVI)、比值植被指数(SR)、土壤调节植被指数(SAVI)、增强型植被指数(EVI);主成分特征第一个分量(PCA1)和7个单波段纹理特征因子的均值(MEAN)、熵(ENT)、相关性(COR)。主要的植被指数计算公式如表1所示。

表1 植被指数计算公式

植被指数 Vegetation index	计算公式 Calculation formula
NDVI	$\frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Red}}}$
SR	$\frac{\rho_{\text{NIR}}}{\rho_{\text{Red}}}$
SAVI	$\frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{Red}} + 0.5} (1 + 0.5)$
EVI	$\frac{2.5 \times (\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{Red}})}{(\rho_{\text{NIR}} + 6 \times \rho_{\text{Red}} - 7.5 \times \rho_{\text{Blu}} + 1)}$

注:表中 ρ_{λ} 表示波长 λ 处光谱反射率,NIR、Red、Blu分别代表Landsat8 OLT卫星近红外波段、红光波段和蓝光波段。Note: In formula, the ρ_{λ} represents spectral reflectance at λ wavelength, NIR, Red and Blu represent near-infrared band, red band and blue band of Landsat8 OLT satellite, respectively.

4) 回归建模。利用SPSS软件进行相关性分析和回归模型构建。选取80%样本的SOC含量与影像提取的遥感特征因子进行相关分析,筛选相关性较强的遥感特征因子参与模型构建。在相关性分析的基础上,以相关性较强的遥感特征因子为自变量,以SOC含量作为因变量,分别建立一元线性、一元曲线和多元逐步线性回归模型,其中一元曲线模型类型有二次型、三次型、幂型、增长型和指数型。

5) 模型精度验证。将剩余的20%样本数据对构建的遥感预测模型进行精度验证。选取模型决定系数 R^2 、平均相对误差(MRE,公式中用 R_{ME} 表示)和均方根误差(RMSE,公式中用 R_{MSE} 表示)作为精度检验因子。 R^2 也称为拟合优度,其大小决定了相关的密切程度,其值越大,说明模型总体回归可信任度越高。平均相对误差能够衡量观测值同真值之间的偏差。均方根误差是实测值与预测值偏差的平方和与观测次数比值的平方根,它对一组测量值中特大或特小误差表示非常敏感。各检验因子计算公式分别为:

$$R^2 = \frac{[C_{ov}(y_i, y'_i)]^2}{V_{ar}(y_i)V_{ar}(y'_i)} \quad (1)$$

$$R_{\text{ME}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y'_i|}{y_i} \times 100\% \quad (2)$$

$$R_{\text{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (3)$$

式(1)~(3)中: y_i 为实测值, y'_i 为估算值, i 为样点号, n 为样本数, C_{ov} 为协方差, V_{ar} 为方差。

2 结果与分析

2.1 研究区遥感特征因子

从影像中提取相关遥感特征因子值(表2),分别

为:7个单波段反射率值($b_1 \sim b_7$);4个植被指数:归一化植被指数(NDVI)、比值植被指数(SR)、土壤调节植被指数(SAVI)、增强型植被指数(EVI);主成分特征第一分量(PCA1);7个单波段纹理特征的均值(MEAN)、熵(ENT)、相关性(COR)。

2.2 SOC含量模型构建

相关分析结果(表3)表明,在共提取的33个遥感特征因子中,波段1~4和波段7的反射率值(b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 、 b_7),归一化植被指数(NDVI)、土壤调节植被指数(SAVI)、增强型植被指数(EVI)、比值植被指数(SR),第一主成分特征(PCA1),波段1纹理特征的均值($b_{1\text{MEAN}}$),波段2、3、4纹理特征的均值和熵($b_{2\text{MEAN}}$ 、 $b_{2\text{ENT}}$ 、 $b_{3\text{MEAN}}$ 、 $b_{3\text{ENT}}$ 、 $b_{4\text{MEAN}}$ 、 $b_{4\text{ENT}}$),波段5纹理特征的相关性($b_{5\text{COR}}$),波段7纹理特征的均值($b_{7\text{MEAN}}$)与SOC含量存在显著的相关性,表明SOC含量与遥感影像信息特征存在较密切的联系。其中, $b_1 \sim b_4$ 、 b_7 、PCA1、 $b_{2\text{MEAN}}$ 、 $b_{2\text{ENT}}$ 、 $b_{3\text{MEAN}}$ 、 $b_{3\text{ENT}}$ 、 $b_{4\text{MEAN}}$ 、 $b_{4\text{ENT}}$ 、 $b_{5\text{COR}}$ 、 $b_{7\text{MEAN}}$ 与SOC含量存在显著负相关性,4种植被指数(NDVI、SAVI、EVI、SR)与SOC含量存在显著正相关性。

波段1~4反射率值(b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4)、波段2和波段3纹理特征的均值($b_{2\text{MEAN}}$ 、 $b_{3\text{MEAN}}$)分别进入SOC含量一元线性和一元曲线回归模型构建中。结果表明,由筛选出的6个遥感特征因子构建的一元线性回归模型决定系数为0.484~0.617,其中, $b_{3\text{MEAN}}$ 与SOC含量一元线性回归拟合效果最佳($Y = 41.868 - 2.146X_{b_{3\text{MEAN}}}$, $R^2 = 0.617$, $P < 0.01$)(表4)。

在构建的一元曲线回归模型中发现,对于每个自变量构建的多种曲线方程而言,增长型和指数型方程的拟合效果整体上要优于二次、三次方程和幂型方程,进一步筛选每一自变量的最优一元曲线模型。结果表明,决定系数 R^2 为0.636~0.718,其中 b_4 与SOC含量一元曲线回归模型拟合效果最优($Y = e^{(5.207 - 0.004X_{b_4})}$, $R^2 = 0.718$, $P < 0.01$)(表4)。

选取与SOC含量具有显著相关性的19个遥感特征因子(表3),进行多元逐步线性回归分析发现,波段3纹理特征的均值($b_{3\text{MEAN}}$)、波段5纹理特征的相关性($b_{5\text{COR}}$)和波段7纹理特征的均值($b_{7\text{MEAN}}$)进入了多元逐步线性回归方程,表明 $b_{3\text{MEAN}}$ 、 $b_{5\text{COR}}$ 和 $b_{7\text{MEAN}}$ 是影响SOC含量的重要影响因子。构建的多元逐步线性回归模型为:

$$Y = 42.708 - 2.817X_{b_{3\text{MEAN}}} - 4.887X_{b_{5\text{COR}}} + 0.667X_{b_{7\text{MEAN}}} \quad (R^2 = 0.772, P < 0.01) \quad (4)$$

表2 常湖池、蚌湖和泗洲头湿地的遥感特征因子值

Table 2 Remote sensing feature factor values of Changhu Lake, Banghu Lake and Sizhoutou wetland

遥感特征因子 Remote sensing feature factors		常湖池 Changhu Lake	蚌湖 Banghu Lake	泗洲头 Sizhoutou
单波段反射率值 Single band reflectance value	b_1	570.67±9.77b	568.08±5.68b	655.69±12.66a
	b_2	486.08±10.66b	479.69±8.07b	598.00±18.84a
	b_3	619.75±16.69b	628.31±16.53b	816.38±25.84a
	b_4	741.50±22.54b	690.00±17.41b	1 046.69±61.71a
	b_5	1 661.92±49.45b	1 819.62±117.01b	2 248.46±70.19a
	b_6	2 038.33±39.96b	1 937.62±160.93b	2 386.15±70.20a
	b_7	1 364.92±25.99b	1 230.77±105.47b	1 661.00±85.52a
植被指数 Vegetation index	NDVI	0.38±0.03a	0.44±0.02a	0.37±0.03a
	SR	2.29±0.13a	2.63±0.15a	2.30±0.23a
	SAVI	0.57±0.04a	0.66±0.03a	0.55±0.05a
	EVI	0.94±0.07ab	1.18±0.06a	0.80±0.12b
主成分特征第一分量 Principal component characteristic first component	PCA1	1 998.75±33.42b	1 960.12±200.66b	2 809.55±84.81a
单波段纹理特征的均值、相关性和熵 Mean value, correlation and entropy of single band texture features	$b_{1\text{MEAN}}$	20.80±0.43b	20.58±0.21b	22.68±0.87a
	$b_{1\text{ENT}}$	1.56±0.07ab	1.37±0.11b	1.66±0.10a
	$b_{1\text{COR}}$	0.45±0.10a	0.13±0.13a	0.41±0.14a
	$b_{2\text{MEAN}}$	16.76±0.44b	16.38±0.24b	19.50±0.91a
	$b_{2\text{ENT}}$	1.43±0.10b	1.43±0.14b	1.93±0.04a
	$b_{2\text{COR}}$	0.52±0.12a	0.15±0.13a	0.48±0.14a
	$b_{3\text{MEAN}}$	13.80±0.46b	13.78±0.33b	17.03±0.79a
	$b_{3\text{ENT}}$	1.46±0.12b	1.40±0.13b	1.81±0.06a
	$b_{3\text{COR}}$	0.51±0.13a	0.35±0.11a	0.44±0.15a
	$b_{4\text{MEAN}}$	10.95±1.22b	11.76±0.22b	17.04±0.96a
	$b_{4\text{ENT}}$	1.36±0.16b	1.47±0.09b	1.96±0.05a
	$b_{4\text{COR}}$	0.46±0.09ab	0.30±0.10b	0.60±0.09a
	$b_{5\text{MEAN}}$	19.46±2.24b	28.24±1.75a	29.83±0.68a
	$b_{5\text{ENT}}$	1.91±0.05a	1.95±0.08a	2.03±0.05a
$b_{5\text{COR}}$	0.15±0.13b	0.51±0.06a	0.56±0.11a	
$b_{6\text{MEAN}}$	24.36±2.55ab	23.09±6.59b	27.01±4.17a	
$b_{6\text{ENT}}$	2.09±0.02a	1.88±0.08b	1.98±0.06ab	
$b_{6\text{COR}}$	0.51±0.09a	0.45±0.10a	0.53±0.10a	
$b_{7\text{MEAN}}$	14.75±1.44ab	15.69±1.12b	19.03±1.05a	
$b_{7\text{ENT}}$	1.70±0.17a	1.77±0.10a	1.97±0.05a	
$b_{7\text{COR}}$	0.59±0.07a	0.34±0.11a	0.46±0.12a	

注:不同小写字母表示遥感特征因子在不同湿地之间差异显著($P<0.05$)。Note: Different lowercase letters indicate significant differences in remote sensing feature factors between different wetlands ($P<0.05$).

2.3 模型精度检验

采用预留的验证样本数据对构建的3种回归模型进行精度检验,分别计算其平均相对误差(MRE)和均方根误差(RMSE),对比3种模型的检验因子(表5)。结果表明,3种模型的决定系数 R^2 在0.617~0.772,说明模型拟合度均达到良好,多元逐步线性回归模型 R^2 最大;MRE介于38.11%~64.38%,3种模

型的平均相对误差均较大,一元曲线模型的MRE最小;RMSE介于2.417~4.430,多元逐步线性模型的RMSE最小,相较于其他2种模型,预测精度最高。结合3种模型散点图(图2)发现,多元逐步线性模型整体拟合效果最好,因此将多元逐步线性回归模型 $Y=42.708-2.817X_{b3\text{MEAN}}-4.887X_{b5\text{COR}}+0.667X_{b7\text{MEAN}}$ ($R^2=0.772, P<0.01$)确定为SOC含量

表 3 土壤有机碳与遥感特征因子相关系数

Table 3 Correlation coefficient between soil organic carbon and remote sensing parameters

遥感特征因子 Remote sensing feature factors	相关系数 Correlation coefficients	遥感特征因子 Remote sensing feature factors	相关系数 Correlation coefficients
b_1	-0.717**	$b_{1\text{MEAN}}$	-0.687**
b_2	-0.725**	$b_{2\text{MEAN}}$	-0.729**
b_3	-0.741**	$b_{2\text{ENT}}$	-0.538**
b_4	-0.696**	$b_{3\text{MEAN}}$	-0.786**
b_7	-0.451**	$b_{3\text{ENT}}$	-0.621**
NDVI	0.432**	$b_{4\text{MEAN}}$	-0.689**
SAVI	0.432**	$b_{4\text{ENT}}$	-0.476**
EVI	0.494**	$b_{5\text{COR}}$	-0.426**
SR	0.342*	$b_{7\text{MEAN}}$	-0.393**
PCA1	-0.380**		

注：**表示在 0.01 水平上显著相关,*表示在 0.05 水平上显著相关。Note: ** represents a significant correlation at the 0.01 level,* represents a significant correlation at the 0.05 level.

表 4 一元线性回归模型和一元曲线回归模型

Table 4 Unary linear regression models and unary curve regression models

自变量 Arguments	一元线性回归方程 Unary linear regression models	R^2	Sig	自变量 Arguments	一元曲线回归方程 Unary curve regression models	R^2	Sig
b_1	$Y = 62.820 - 0.089X$	0.514	0.000	b_1	$Y = e^{(10.414 - 0.014X)}$	0.636	0.000
b_2	$Y = 45.730 - 0.069X$	0.525	0.000	b_2	$Y = 2784.041 \times 0.989^X$	0.707	0.000
b_3	$Y = 40.640 - 0.044X$	0.549	0.000	b_3	$Y = 953.703e^{-0.007X}$	0.675	0.000
b_4	$Y = 28.431 - 0.023X$	0.484	0.000	b_4	$Y = e^{(5.207 - 0.004X)}$	0.718	0.000
$b_{2\text{MEAN}}$	$Y = 43.047 - 1.904X$	0.531	0.000	$b_{2\text{MEAN}}$	$Y = 1462.888e^{-0.305X}$	0.665	0.000
$b_{3\text{MEAN}}$	$Y = 41.868 - 2.146X$	0.617	0.000	$b_{3\text{MEAN}}$	$Y = e^{(6.884 - 0.330X)}$	0.710	0.000

表 5 SOC 含量预测模型

Table 5 Prediction models of soil organic carbon content

预测模型 Prediction models	R^2	Sig	MRE/%	RMSE
$Y = 41.868 - 2.146X_{b3\text{MEAN}}$	0.617	0.000	64.38	3.450
$Y = e^{(5.207 - 0.004X_{b4})}$	0.718	0.000	38.11	4.430
$Y = 42.708 - 2.817X_{b3\text{MEAN}} - 4.887X_{b5\text{COR}} + 0.667X_{b7\text{MEAN}}$	0.772	0.000	45.53	2.417

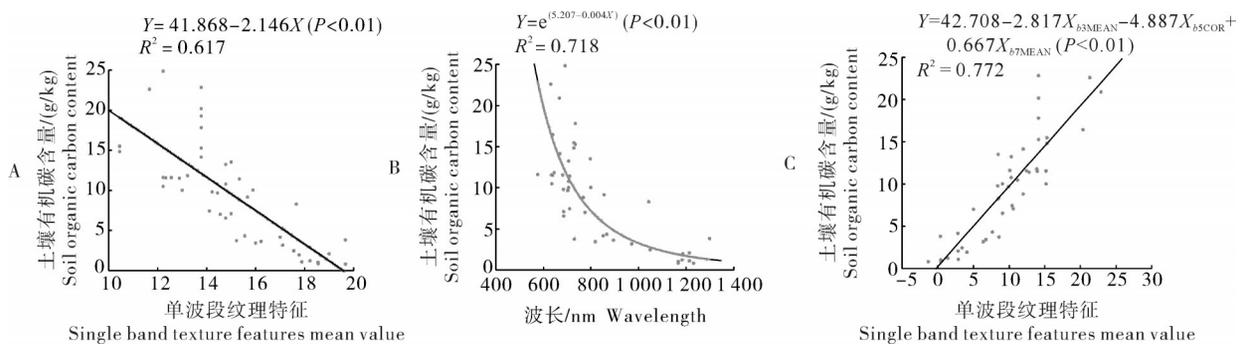


图 2 3 种回归模型散点图

Fig.2 Scatter plots of three regression models

最优预测模型。利用预留的样本数据对确定的最优模型进行验证,实测值与预测值呈显著线性相关关系($R^2=0.869, P<0.01$)(图 3),表明所确定的最优多元逐步线性回归预测模型能够较好地预测 SOC

含量。

2.4 SOC 含量空间分布特征

基于构建的 SOC 含量最优预测模型,利用 GIS 空间分析功能计算并反演研究区表层 SOC 含量及其空

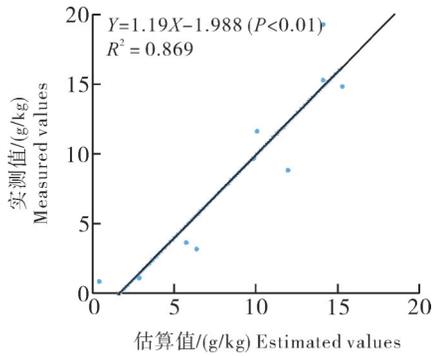


图3 预留样本实测值与估算值散点图

Fig.3 Scatter plot of measured and estimated values of reserved samples

间分布特征显示(图4),SOC含量范围在0~43 g/kg,主要集中在0~20 g/kg,少部分区域在20 g/kg以上,SOC含量平均值约为10.75 g/kg。就分布形态而言,0~10 g/kg和10~20 g/kg的SOC含量主要交错分布在区域内,其中靠近水域边缘地区SOC含量多以0~10 g/kg为主;20~30 g/kg SOC含量多以小斑块状零散分布在离水域较远的洲滩上;30 g/kg以上SOC含量分布极少,多呈零星点状分布在区域边缘(图4)。

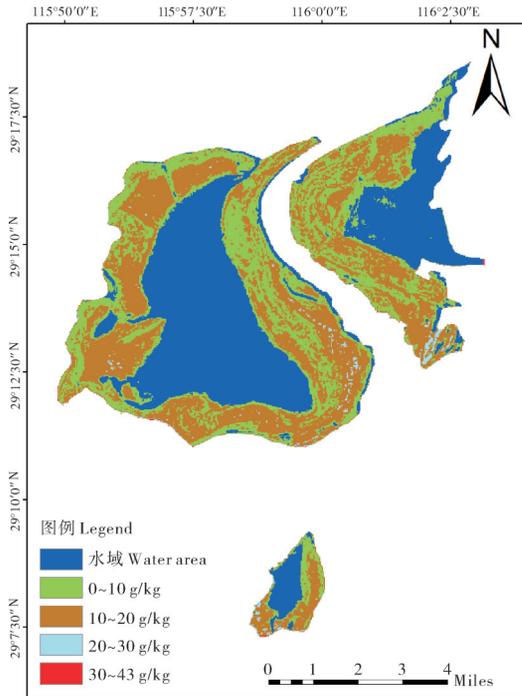


图4 研究区表层SOC含量空间分布

Fig.4 Spatial distribution of surface soil organic carbon content in the research area

3 讨论

3.1 遥感特征因子与SOC含量的关系

遥感数据通过波段反射率和植被指数以及一些

土壤指数等,可以提供与植被生长和土壤状况有关的生物物理特性^[16]。本研究中,提取的遥感特征因子与SOC含量多数存在显著的相关性(表3)。可见光波段1~4反射率值(b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4)和SOC含量存在较强的负相关性,这与前人研究SOC含量与原始光谱反射率表现呈负相关性的结果相一致^[17]。基于可见光部分的光谱指数与SOC含量具有很好的相关关系,估算SOC含量,可见光光谱区域比近红外光谱区域更有效^[18]。与此类似,本研究的相关性结果表明可见光波段反射率值的相关系数要比近红外波段的高(表3)。另外,研究表明植被指数与SOC存在正相关关系^[19],本研究也发现NDVI、SAVI、EVI和SR与SOC含量均存在显著正相关性(表3),这是由于植被指数是反映植被长势和营养信息的重要指标。本研究中,提取的4种植被指数值均大于0(表2),说明地表有植被覆盖。植被指数如NDVI越大,表明植被覆盖度越高,植被的生长状况越好^[20]。植被是土壤有机碳重要来源之一,植被长势优良有利于土壤有机碳的输入和有机碳的积累^[21]。纹理特征可以反映土壤表面光谱的详细变化,作为重要的非光谱特征,对于遥感影像反演精度的提升具有重要的作用^[22]。本研究最优估算模型方程的输入参数表明,提取的纹理特征因子 b_{3MEAN} 、 b_{5COR} 和 b_{7MEAN} 与SOC含量具有较强的相关性,说明纹理特征是研究区SOC含量反演的重要遥感特征因子。

3.2 空间尺度异质性的影响

影响SOC的因素众多,对于不同植被群落、水文节律、地形地貌以及土壤理化因子与有机碳之间的复杂关系以及这些关系在不同空间尺度上的异质性都是导致不同区域SOC含量差异显著的重要因素^[23]。本研究中,空间分布特征反演显示表层SOC含量平均约为10.75 g/kg,主要集中在0~20 g/kg,这与谢冬明等^[24]研究中鄱阳湖湿地内蚌湖洲滩、常湖池洲滩和泗洲头洲滩的表层(0~10、10~20 cm)SOC含量变化范围为0.96~23.32 g/kg的结果大致相符。本研究也发现,沿湿地湖泊水域边缘地区的SOC含量相比离水域较远地区的更低一些(图4),这是因为蚌湖、常湖池和泗洲头是鄱阳湖内的季节性淹水湿地,其水位伴随着鄱阳湖季节性水位变化而变化,靠近湖区地带土壤随着水文节律的急剧变化,长期处于干湿交替的环境中,而干湿交替的环境有利于有机碳的淋溶和破碎化,加速SOC的流失^[10],从而导致SOC含量较低。

大区域尺度上湿地SOC含量的变异受气候、植被覆盖状况、成土母质和水文条件等影响较大,不同湿地生态系统SOC积累情况差异显著^[25]。本研究预测的湿地SOC含量范围为0~43 g/kg,该结果与我国其他地区湿地类型土壤碳含量相比具有显著性差异,主要表现为:高于西北干旱区的敦煌阳关湿地(3.56~25.89 g/kg)^[26]、艾比湖湿地(1.08~11.49 g/kg)^[27]和内蒙古乌梁素海湿地(0.28~6.96 g/kg)^[28];较高于华东滨海区的天津滨海湿地(1.88~8.51 g/kg)^[29]和胶州湾滨海湿地(6.33~13.03 g/kg)^[30];高于华北地区的白洋淀湿地(8.53~17.70 g/kg)^[31];远低于川西高寒区的若尔盖湿地(5.93~438.3 g/kg)^[32]、川西高原泥炭沼泽湿地(186.01~330.03 g/kg)^[33]和纳帕海湿地(4.29~352.06 g/kg)^[34],以及华北三江平原沼泽湿地(60.00~295.00 g/kg)^[35]。干旱区湿地因其干旱的气候条件使区域内植被稀少,导致植被生物量较低,SOC的输入较少。加上干旱区中地势较低的低洼地区土壤易发生盐碱化,而土壤盐分也是影响干旱区湿地SOC的主要指标。有研究表明敦煌阳关湿地土壤剖面盐分含量与有机碳含量显著负相关,表明土壤盐分含量较高会影响植被的长势,进而限制土壤中植物残体的输入和转化,致使有机碳含量降低^[26]。滨海湿地SOC含量较低,原因是滨海湿地土壤盐渍化较严重,植物生物量小,有机碳的补充和累积有限,再加上靠近海洋,过水频繁,每年的调水调沙将大量动植物分解残体冲入大海而致使土壤中有机碳含量相对偏低^[30]。同为湖泊湿地,鄱阳湖季节性淹水湿地比白洋淀湿地SOC含量较高,原因可能为鄱阳湖位于亚热带湿润区,温暖、湿润的气候有利于湿地植被的生长,从而增加了土壤碳源的输入。其次,白洋淀湿地位于暖温带半干旱气候区,年降水量较低,加上受上游水库给水影响较大,水位降低导致湿地面积缩减,进而造成植被群落退化,间接致使进入土壤的植物残体及根系分泌物减少,导致SOC含量较低^[36]。在高寒湿地区,低温高湿状态下土壤微生物活动微弱,减缓对有机物的分解,从而降低SOC的矿化速率,有利于有机碳含量的积累。高原湿地沼泽面积分布广泛,泥碳贮量丰富,致使高寒湿地SOC储量非常丰富,其SOC含量较其他类型湿地类型高出许多^[26]。沼泽湿地如三江平原,地势平坦,水的流速慢,土壤中的有机碳不容易被冲刷带走,且沼泽内又富含大量的泥炭和腐殖质,加上常年较低温和积水

的环境下,植物残体不易分解,致使SOC大量积累,含量远高于其他湿地类型。另外,有研究表明与常年水分处于高度饱和的湿地区域相比,季节性积水的地区,在非积水季节时水分因子限制作用明显减弱,并且干湿交替时期植物残体的分解常数比连续渍水或干旱的条件下大得多,有机碳含量相对较低^[35],这与本研究的鄱阳湖典型季节性淹水湿地SOC含量远低于高寒湿地和沼泽湿地SOC含量的结果相符。

综上,本研究提取了影像中7个波段的反射率值($b_1 \sim b_7$)、4个植被指数(NDVI、SR、SAVI、EVI)、第一主成分特征(PCA1)、单波段纹理特征的均值(MEAN)、熵(ENT)和相关性(COR)共33个遥感特征因子。多元逐步线性回归方程 $Y=42.708-2.817X_{b3\text{MEAN}}-4.887X_{b5\text{COR}}+0.667X_{b7\text{MEAN}}$ ($R^2=0.772, P<0.01$)作为拟合SOC含量的最优预测模型, MRE=45.53%, RMSE=2.417, 纹理特征是研究区SOC含量预测的重要遥感特征因子。研究区空间分布特征反演显示, SOC含量主要集中在0~20 g/kg, 靠近水域边缘地区SOC含量多以0~10 g/kg为主, 20 g/kg以上的分布较少, 鄱阳湖所选季节性淹水湿地表层SOC含量平均约为10.75 g/kg。

参考文献 References

- [1] CAO Q Q, WANG H, ZHANG Y R, et al. Factors affecting distribution patterns of organic carbon in sediments at regional and national scales in China[J/OL]. Scientific reports, 2017, 7(1): 5497 [2023-07-05]. <https://doi.org/10.1038/s41598-017-06035-z>.
- [2] 吴南锟, 刘健, 郑文英, 等. 马尾松林地土壤有机碳遥感估测[J]. 东北林业大学学报, 2020, 48(1): 68-73. WU N K, LIU J, ZHENG W Y, et al. Remote sensing estimation of soil organic carbon in Masson pine forest land[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2020, 48(1): 68-73 (in Chinese with English abstract).
- [3] 帅艳菊. 湖北省主要稻作模式温室气体排放模拟研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2021. SHUAI Y J. Simulation research on greenhouse gas emission of major rice-based cropping systems in Hubei Province[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2021 (in Chinese with English abstract).
- [4] 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]. 北京: 中国林业科学研究院, 2014. GUO Y R. Study on mangrove wetland soil organic carbon spatial distribution and carbon storage estimates by remote sensing of Qinglan Harbours [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2014 (in Chinese with English abstract).

- [5] 王燕. 半干旱地区土壤有机碳遥感估算研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2018. WANG Y. Estimation of soil organic carbon in semi-arid area by remote sensing [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2018 (in Chinese with English abstract).
- [6] 赵思萌. 基于Landsat8的土壤有机碳遥感反演模型研究[D]. 太谷: 山西农业大学, 2020. ZHAO S M. Study on remote sensing inversion model of soil organic carbon based on Landsat8 [D]. Taigu: Shanxi Agricultural University, 2020 (in Chinese with English abstract).
- [7] 钱海燕, 周杨明, 谢冬明, 等. 鄱阳湖季节性积水湿地表层土壤碳氮高程梯度分布特征及其影响因素[J]. 江西农业大学学报, 2021, 43(5): 1199-1210. QIAN H Y, ZHOU Y M, XIE D M, et al. Distribution characteristics of surface soil carbon and nitrogen along with the elevation gradient and their influencing factors in seasonal waterlogged wetlands of Poyang Lake [J]. *Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis*, 2021, 43(5): 1199-1210 (in Chinese with English abstract).
- [8] 袁继红, 任琼, 周莉荫, 等. 鄱阳湖湿地不同环境条件土壤有机碳组分特征及其影响因素[J]. 生态学杂志, 2023, 42(6): 1323-1329. YUAN J H, REN Q, ZHOU L Y, et al. Characteristics and influencing factors of soil organic carbon components under different environmental conditions in Poyang Lake wetland [J]. *Chinese journal of ecology*, 2023, 42(6): 1323-1329 (in Chinese with English abstract).
- [9] 江玉梅, 胡琳玉, 林娣, 等. 鄱阳湖湿地四种植物群落土壤碳含量和酶活性[J]. 湿地科学, 2017, 15(6): 802-808. JIANG Y M, HU L Y, LIN D, et al. Soil carbon contents and enzyme activities of 4 kinds of vegetation communities of Poyang Lake wetlands [J]. *Wetland science*, 2017, 15(6): 802-808 (in Chinese with English abstract).
- [10] 陈莎莎, 钱海燕, 周杨明, 等. 鄱阳湖季节性淹水湿地土壤有机碳动态模拟与预测[J]. 江西师范大学学报(自然科学版), 2022, 46(5): 542-550. CHEN S S, QIAN H Y, ZHOU Y M, et al. The dynamic simulation and prediction of soil organic carbon in seasonally flooded wetlands in Poyang Lake [J]. *Journal of Jiangxi Normal University (natural science edition)*, 2022, 46(5): 542-550 (in Chinese with English abstract).
- [11] 江叶枫. 鄱阳湖平原典型小流域不同农业土地利用方式对土壤碳氮空间分布的影响[D]. 南昌: 江西农业大学, 2019. JIANG Y F. Effects of different agricultural land use types on spatial distribution of soil organic carbon and total nitrogen in a typical small watershed of Poyang Lake Plain, China [D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2019 (in Chinese with English abstract).
- [12] 翟茂彤. 基于原位 vis-NIR 高光谱的鄱阳湖湿地土壤有机碳预测研究[D]. 南昌: 江西财经大学, 2020. ZHAI M T. Prediction of soil organic carbon in Poyang Lake wetland based on in-situ vis-NIR hyperspectral data [D]. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics, 2020 (in Chinese with English abstract).
- [13] 崔乾, 苗雨青, 周光, 等. 鄱阳湖湿地典型植被群落土壤养分有效性特征[J]. 安徽师范大学学报(自然科学版), 2020, 43(1): 80-85. CUI Q, MIAO Y Q, ZHOU G, et al. The characteristics of soil available nutrients under typical plant communities in Poyang Lake wetland [J]. *Journal of Anhui Normal University (natural science edition)*, 2020, 43(1): 80-85 (in Chinese with English abstract).
- [14] 谢冬明, 温丽, 易青, 等. 基于景观尺度下的鄱阳湖湿地浅层土有机碳的空间特征[J]. 生态科学, 2020, 39(1): 101-109. XIE D M, WEN L, YI Q, et al. Spatial characteristic of SOC in surface soil in different landscape of Poyang Lake wetlands [J]. *Ecological science*, 2020, 39(1): 101-109 (in Chinese with English abstract).
- [15] 孙清凡, 钱海燕, 陈莎莎, 等. 鄱阳湖洲头湿地土壤粒度组成及其对有机碳的影响[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(1): 197-204. SUN Q F, QIAN H Y, CHEN S S, et al. Composition of soil grain size and its effect on organic carbon in Sizhoutou wetland of Poyang Lake [J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2023, 42(1): 197-204 (in Chinese with English abstract).
- [16] LIN C, ZHU A X, WANG Z F, et al. The refined spatiotemporal representation of soil organic matter based on remote images fusion of Sentinel-2 and Sentinel-3 [J/OL]. *International journal of applied earth observation and geoinformation*, 2020, 89: 102094 [2023-07-05]. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2020.102094>.
- [17] 邓永鹏, 朱洪芬, 丁皓希, 等. 黄河中游退耕还林地土壤有机碳含量的高光谱估测: 以大宁县为例[J]. 山西农业科学, 2022, 50(6): 869-877. DENG Y P, ZHU H F, DING H X, et al. Estimation of soil organic carbon in returning cropland to forest in the middle reaches of the Yellow River based on hyperspectral data: take Daning County as an example [J]. *Journal of Shanxi agricultural sciences*, 2022, 50(6): 869-877 (in Chinese with English abstract).
- [18] 陈增文, 陈光水, 钟羨芳, 等. 基于高光谱遥感的土壤有机碳含量估算研究进展[J]. 亚热带资源与环境学报, 2009, 4(1): 78-87. CHEN Z W, CHEN G S, ZHONG X F, et al. Review on estimations of soil organic carbon content based on hyperspectral measurements [J]. *Journal of subtropical resources and environment*, 2009, 4(1): 78-87 (in Chinese with English abstract).
- [19] 王琼. 基于遥感技术的棉田土壤质量评价研究[D]. 石河子: 石河子大学, 2013. WANG Q. The assessment of soil quality on cotton field based on remote sensing technology [D]. Shihezi: Shihezi University, 2013 (in Chinese with English abstract).
- [20] 张永彬, 张阔, 满卫东, 等. 基于遥感指标的深圳市生态环境质量动态研究[J]. 环境污染与防治, 2021, 43(7): 909-914. ZHANG Y B, ZHANG K, MAN W D, et al. Dynamic research on the ecological environment quality of Shenzhen based on remote sensing indicator [J]. *Environmental pollution & control*,

- 2021, 43(7):909-914(in Chinese with English abstract).
- [21] 古丽娜尔·索尔达汗. 吉林省中部城市用地扩张对耕地土壤有机碳分布的影响[D]. 长春: 吉林大学, 2022. Gulinaer Suoerdahan. Effects of urban land expansion on the distribution of soil organic carbon of arable layers in central Jilin Province [D]. Changchun: Jilin University, 2022 (in Chinese with English abstract).
- [22] ANWER M R, KHAN S F, WEIJER D V J, et al. Binary patterns encoded convolutional neural networks for texture recognition and remote sensing scene classification[J]. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 2018, 138:74-85.
- [23] 王经波, 郑利林, 郭宇菲, 等. 鄱阳湖湿地土壤有机碳空间分布及其影响因素[J]. *长江流域资源与环境*, 2022, 31(4):915-926. WANG J B, ZHENG L L, GUO Y F, et al. Spatial distribution of soil organic carbon and its influencing factors in Poyang Lake wetland [J]. *Resources and environment in the Yangtze Basin*, 2022, 31(4):915-926 (in Chinese with English abstract).
- [24] 谢冬明, 易青, 周国宏, 等. 鄱阳湖湿地洲滩前缘浅层土壤碳-氮-磷的时空特征[J]. *江西师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 44(1):82-88. XIE D M, YI Q, ZHOU G H, et al. The spatio-temporal characteristics of carbon, nitrogen and phosphorus in surface soil of tideland in Poyang Lake wetlands [J]. *Journal of Jiangxi Normal University (natural science edition)*, 2020, 44(1):82-88 (in Chinese with English abstract).
- [25] 胡敏杰, 任洪昌, 邹芳芳, 等. 闽江河口淡水、半咸水沼泽土壤碳氮磷分布及计量学特征[J]. *中国环境科学*, 2016, 36(3):917-926. HU M J, REN H C, ZOU F F, et al. Spatiotemporal distribution and stoichiometry characteristics of carbon, nitrogen and phosphorus in surface soils of freshwater and brackish marshes in the Min River Estuary [J]. *China environmental science*, 2016, 36(3):917-926 (in Chinese with English abstract).
- [26] 张剑, 王利平, 谢建平, 等. 敦煌阳关湿地土壤有机碳分布特征及其影响因素[J]. *生态学杂志*, 2017, 36(9):2455-2464. ZHANG J, WANG L P, XIE J P, et al. Distribution and influencing factors of soil organic carbon in Dunhuang Yangguan wetland [J]. *Chinese journal of ecology*, 2017, 36(9):2455-2464 (in Chinese with English abstract).
- [27] 王勇辉, 焦黎. 艾比湖湿地土壤有机碳及储量空间分布特征[J]. *生态学报*, 2016, 36(18):5893-5901. WANG Y H, JIAO L. The characteristics and storage of soil organic carbon in the Ebinur Lake wetland [J]. *Acta ecologica sinica*, 2016, 36(18):5893-5901 (in Chinese with English abstract).
- [28] 黄昕琦, 李琳, 吕焯, 等. 内蒙古乌梁素海湿地土壤有机碳组成与碳储量[J]. *湿地科学*, 2015, 13(2):252-257. HUANG X Q, LI L, LU Y, et al. Composition and storage of organic carbon in soils of in Ulansuhai wetlands in Inner Mongolia autonomous region [J]. *Wetland science*, 2015, 13(2):252-257 (in Chinese with English abstract).
- [29] 李苏青, 管冬兴, 李希媛, 等. 天津滨海湿地土壤有机碳和有效磷的盐度响应及影响因素[J/OL]. *生态学杂志*: 1-13 [2023-07-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1148.Q.20230309.1047.006.html>. LIS Q, GUAN D X, LI X Y, et al. Changes in response to salinity and influencing factors of soil organic carbon and available phosphorus in Tianjin coastal wetland [J/OL]. *Chinese Journal of ecology*: 1-13 [2023-07-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1148.Q.20230309.1047.006.html> (in Chinese with English abstract).
- [30] 訾园园, 郝敏, 孔范龙, 等. 胶州湾滨海湿地土壤有机碳时空分布及储量[J]. *应用生态学报*, 2016, 27(7):2075-2083. ZI Y Y, XI M, KONG F L, et al. Temporal and spatial distribution of soil organic carbon and its storage in the coastal wetlands of Jiaozhou Bay, China [J]. *Chinese journal of applied ecology*, 2016, 27(7):2075-2083 (in Chinese with English abstract).
- [31] 李瑾璞, 于秀波, 夏少霞, 等. 白洋淀湿地区土壤有机碳密度及储量的空间分布特征[J]. *生态学报*, 2020, 40(24):8928-8935. LI J P, YU X B, XIA S X, et al. The spatial distribution of soil organic carbon density and carbon storage in Baiyangdian wetland [J]. *Acta ecologica sinica*, 2020, 40(24):8928-8935 (in Chinese with English abstract).
- [32] 王文波, 白冰, 张鹏骞, 等. 若尔盖湿地土壤有机碳含量和密度的分布特征[J]. *生态学杂志*, 2021, 40(11):3523-3530. WANG W B, BAI B, ZHANG P Q, et al. Distribution characteristics of soil organic carbon content and density in Zoige wetland [J]. *Chinese journal of ecology*, 2021, 40(11):3523-3530 (in Chinese with English abstract).
- [33] 陈良帅, 黄新亚, 薛丹, 等. 川西高原泥炭沼泽土壤有机碳分布特征及其影响因素[J]. *应用与环境生物学报*, 2022, 28(2):267-275. CHEN L S, HUANG X Y, XUE D, et al. Distribution characteristics of soil organic carbon and its influencing factors in the peatlands of Western Sichuan Plateau, China [J]. *Chinese journal of applied and environmental biology*, 2022, 28(2):267-275 (in Chinese with English abstract).
- [34] 贾海峰, 罗怀秀, 胡金明, 等. 纳帕海湿地区表土有机碳及其活性组分的空间分异[J]. *山地学报*, 2014, 32(5):624-632. JIA H F, LUO H X, HU J M, et al. Spatial variability of top-soil organic carbon and labile components in Napahai wetland, northwest of Yunnan, China [J]. *Mountain research*, 2014, 32(5):624-632 (in Chinese with English abstract).
- [35] 张文菊, 吴金水, 肖和艾, 等. 三江平原典型湿地剖面有机碳分布特征与积累现状[J]. *地球科学进展*, 2004, 19(4):558-563. ZHANG W J, WU J S, XIAO H A, et al. Profile distribution characteristics and accumulation of organic carbon in typical wetlands in Sanjiang Plain [J]. *Advance in earth sciences*, 2004, 19(4):558-563 (in Chinese with English abstract).
- [36] 闫欣, 牛振国. 白洋淀流域湿地连通性研究[J]. *生态学报*, 2019, 39(24):9200-9210. YAN X, NIU Z G. Preliminary study on wetland connectivity in Baiyangdian Basin [J]. *Acta ecologica sinica*, 2019, 39(24):9200-9210 (in Chinese with English abstract).

Remote sensing prediction and spatial distribution characteristics of content of organic carbon in surface soil of seasonal flooded wetlands in Poyang Lake

ZOU Xia¹, QIAN Haiyan¹, ZHOU Yangming², HUANG Lingguang³, YANG Meihua⁴

1. College of Earth Sciences, East China University of Technology, Nanchang 330013, China;

2. College of Geography and Environment, Jiangxi Normal University, Nanchang 330200, China;

3. Jiangxi Province Center for Policy Survey and Evaluation of Natur Resources, Nanchang 330046, China;

4. College of Environmental Engineering, Yuzhang Normal University, Nanchang 330103, China

Abstract Banghu Lake, Changhu Lake, and Sizhoutou wetland on the Poyang Lake National Nature Reserve in Jiangxi Province were used to study the spatial distribution characteristics of the content of organic carbon in surface soil in seasonal flooded wetlands of Poyang Lake and the applicability of remote sensing methods for estimating the content of organic carbon in surface soil. Remote sensing image processing and GIS technology were used to extract feature factors of remote sensing from the images based on the data about the content of organic carbon in soil measured in the field and Landsat8 OLT remote sensing images from the same period. The regression models of univariate linear, univariate curve, and multiple stepwise linear for parameters of remote sensing and the content of organic carbon in soil were constructed. The optimal estimation models of remote sensing were selected by comparing and analyzing to predict the content of organic carbon in the surface layer (0-20 cm) of seasonal flooded wetlands in Poyang Lake. The results showed that 33 feature factors of remote sensing including reflectance values (b_1 - b_7) in 7 bands, 4 vegetation indices (NDVI, SR, SAVI, EVI), first principal component feature (PCA1), the mean (MEAN), entropy (ENT), and correlation (COR) of single band texture features were extracted from the images. Texture features were important factors of remote sensing for predicting the content of organic carbon in the areas studied, and their fitting effect with the multiple stepwise linear regression model $Y=42.708-2.817X_{b3MEAN}-4.887X_{b5COR}+0.667X_{b7MEAN}$ (b_{3MEAN} , b_{5COR} and b_{7MEAN} representing the mean value, correlation and mean value of texture features in bands 3, 5 and 7, respectively) constructed for the content of organic carbon in soil was the best. The determination coefficient of model, R^2 was 0.772, with an average relative error (MRE) of 45.53% and a root mean square error (RMSE) of 2.417. The results of remote sensing inversion showed that the predicted content of organic carbon in surface soil in the areas studied was mainly concentrated at 0-20 g/kg, with an average content of organic carbon in soil about 10.75 g/kg. It is indicated that it is feasible to use remote sensing to predict the content of organic carbon in soil of wetlands.

Keywords Poyang Lake wetland; soil organic carbon; remote sensing prediction; feature factors of remote sensing; carbon cycle; carbon storage in soil; carbon fixation capacity of soil

(责任编辑:陆文昌)