

马海艺, 王昌昆, 刘杰, 郭志英, 袁自然, 姚成硕, 王晓盼, 潘贤章. 基于多时相合成遥感影像的耕地土壤肥力预测——以三江平原友谊农场为例[J]. 土壤学报, 2026, MA Haiyi, WANG Changkun, LIU Jie, GUO Zhiying, YUAN Ziran, YAO Chengshuo, WANG Xiaopan, PAN Xianzhang. Prediction of Soil Fertility Properties in Cropland Using Multi-temporal Synthetic Remote Sensing Image: A Case Study of Youyi Farm in Sanjiang Plain[J]. Acta Pedologica Sinica, 2026,

# 基于多时相合成遥感影像的耕地土壤肥力预测——以三江平原友谊农场为例\*

马海艺<sup>1,2</sup>, 王昌昆<sup>1,2†</sup>, 刘杰<sup>1,2</sup>, 郭志英<sup>1,2</sup>, 袁自然<sup>1,2</sup>, 姚成硕<sup>1,2</sup>, 王晓盼<sup>1,3</sup>, 潘贤章<sup>1,2</sup>

(1.土壤与农业可持续发展全国重点实验室(中国科学院南京土壤研究所),南京 211135; 2.中国科学院大学现代农业科学学院,北京 100049;3.南京林业大学南方现代林业协同创新中心,南京 210037)

**摘要:** 东北地区是我国重要的粮食生产基地,近年来不合理的土地利用导致耕地土壤肥力下降,严重威胁我国粮食安全。本研究以三江平原友谊农场为研究区,采集了103个耕地表层土壤样品,利用2019—2023年4月、5月和6月潜在裸土期内的Sentinel-2遥感影像,采用随机森林模型实现土壤有机质、全氮、全磷和全钾的预测。为揭示影像时相相对土壤肥力预测的影响,实现土壤肥力高精度预测,首先将影像划分为七个年份梯度(五个单一年份:2019、2020、2021、2022和2023年,两个多年份:2020—2022年以及2019—2023年),然后将同一年份梯度内的影像分为四个月份梯度(三个单一个月份:4月、5月和6月,一个多月份:4—6月),共28种不同年份和月份梯度的多时相影像组合,最后将这28种多时相影像组合进行中值合成构建28景合成影像。结果表明,土壤有机质预测精度最高: $R^2=0.62$ ,  $RMSE=6.58\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ,全氮的预测精度与有机质相似: $R^2=0.58$ ,  $RMSE=0.34\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ,全磷的预测精度难以满足实际应用需求,最高精度仅为: $R^2=0.13$ ,  $RMSE=0.01\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ,全钾的预测精度为: $R^2=0.53$ ,  $RMSE=1.55\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。不同时相的遥感影像预测结果表明,多年合成影像较单一年份合成影像具有更好的预测能力,且5月的合成影像预测精度最高。通过对遥感影像进行时相优选可实现土壤肥力属性中有机质、全氮和全钾的高精度预测,而全磷的预测则可能需要借助其他环境变量。本研究旨在为东北地区土壤肥力监测提供技术支持。

**关键词:** 土壤遥感; 多时相影像; 土壤肥力; Sentinel-2; 东北黑土地

中图分类号: S127

文献标志码: A

## Prediction of Soil Fertility Properties in Cropland Using Multi-temporal Synthetic Remote Sensing Image: A Case Study of Youyi Farm in Sanjiang Plain

MA Haiyi<sup>1,2</sup>, WANG Changkun<sup>1,2†</sup>, LIU Jie<sup>1,2</sup>, GUO Zhiying<sup>1,2</sup>, YUAN Ziran<sup>1,2</sup>, YAO Chengshuo<sup>1,2</sup>, WANG Xiaopan<sup>1,3</sup>, PAN Xianzhang<sup>1,2</sup>

(1. State Key Laboratory of Soil and Sustainable Agriculture, Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 211135, China; 2. College of Advanced Agricultural Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Collaborative Innovation Center of Sustainable Forestry in Southern China of Jiangsu Province, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

**Abstract: [ Objective ]** The Northeast of China is one of the most important grain production base for China. In recent years, unreasonable use of cultivated land in this region has caused a decline in soil fertility, posing a severe threat to the nation's food security. To ensure sustainable agricultural practices, it is important to develop a rapid and reliable method for monitoring variations in soil physicochemical properties. **[ Method ]** This study focused on the Youyi Farm in the Sanjiang Plain as the research area, aiming to evaluate the feasibility of Sentinel-2 multi-temporal remote sensing imagery in predicting key soil fertility properties. A total of 103 surface soil samples in cropland were collected, and Sentinel-2 images acquired during the potential bare-soil periods (April, May, and June) from 2019 to 2023 were selected to build a Random Forest regression model for predicting soil organic matter, total nitrogen, total phosphorus, and total potassium. To investigate the temporal effects of images on the prediction performance and to identify optimal temporal combinations for high-precision prediction of these soil fertility properties, the images were organized along two temporal axes. First, the images were divided into seven-year groups (five single-year groups: 2019, 2020, 2021, 2022, and 2023, and two multi-year groups: 2020—2022 and 2019—2023). Then, within each year-group, the images were further divided into four month-groups (three single-month-groups: April, May, and

\* 中国科学院战略性先导科技专项项目(XDA28050101, XDA28010102)和国家重点研发计划项目(2021YFD1500102)资助 Supported by the Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (Nos. XDA28050101, XDA28010102), and the National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFD1500102)

†通讯作者 Corresponding author, E-mail: ckwang@issas.ac.cn

作者简介: 马海艺(1994-),男,博士研究生,主要从事土壤遥感应用研究。E-mail:mahaiyi1@outlook.com

收稿日期: 2025-07-09; 收到修改稿期: 2026-01-09; 网络首发日期(www.cnki.net)

June, and one multi-month-group: April—June). Finally, the combination of the seven year-groups and four month-groups produced 28 distinct year-month temporal groupings. For each grouping, all available Sentinel-2 images were synthesized by median compositing to produce 28 synthetic images that served as inputs to the Random Forest model. **【 Result 】** The results indicate that soil organic matter was predicted with the highest accuracy among the four fertility properties, with an  $R^2$  of 0.62 and an RMSE of  $6.58 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ . The prediction accuracy of soil total nitrogen was similar to that of organic matter, with an  $R^2$  of 0.58 and an RMSE of  $0.34 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ . Total phosphorus predictions were not sufficiently accurate for practical applications, with the highest accuracy of an  $R^2$  of 0.13 and RMSE of  $0.01 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ . The total potassium achieved a relatively high prediction accuracy of an  $R^2$  of 0.53 and RMSE of  $1.55 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ . **【 Conclusion 】** The results in different year-groups and month-groups indicated that (1) multi-year synthetic images outperformed single-year synthetic images in prediction accuracy, and (2) the synthetic images from May showed the highest prediction accuracy among the monthly groupings. These findings demonstrate that careful temporal selection and multi-temporal synthesis of Sentinel-2 imagery can improve the prediction accuracy of soil organic matter, total nitrogen, and total potassium in the cultivated land of Northeast China. In contrast, Sentinel-2 spectral bands alone are difficult to effectively predict total phosphorus content. Integrating auxiliary environmental variables (such as topography, climate, or cultivation management) or employing alternative remote sensing data may be necessary to achieve higher accuracy. Overall, this study provides methodological guidance and technical support for regional-scale soil fertility monitoring and mapping in the Sanjiang Plain.

**Key words:** Remote sensing of soil; Multi-temporal image; Soil fertility; Sentinel-2; Black land in Northeast China

东北平原是世界四大黑土分布区之一<sup>[1]</sup>, 该区域土壤自然肥力较高, 耕地集中连片, 是我国重要的粮食产区, 在我国粮食和生态安全保障体系中占有重要地位<sup>[2-3]</sup>。虽然东北黑土地的开垦时间较短, 但多年的重用轻养, 导致耕地土壤肥力降低, 与开垦初期相比有机质的下降更为明显, 严重影响了东北地区土壤资源的可持续利用与生态安全<sup>[4-5]</sup>。因此, 加强东北黑土地的土壤肥力监测对于耕地土壤资源的利用和保护具有重要意义。

传统土壤调查技术主要依赖人工野外调查和实地取样, 可以准确获取采样点的土壤信息, 但该技术的土壤调查周期长、成本高、时效性差且存在部分人力难以调查的区域<sup>[6]</sup>, 无法满足黑土地土壤肥力属性的大范围、高覆盖、时空连续的监测需求。卫星遥感技术能够在短时间内获取大面积遥感观测数据, 对同一地区进行重复探测, 现已成为揭示土壤信息时空分布及变化的重要技术手段<sup>[7]</sup>。遥感技术基于不同土壤理化属性的光谱特征实现预测, 通过采集少量的土壤样品, 利用机器学习方法, 即可构建不同土壤属性的预测模型, 实现区域监测。

近年来, 随着遥感技术的发展, 遥感影像广泛应用于东北黑土地土壤肥力属性的监测研究。其中, 土壤有机质和全氮作为衡量土壤肥力水平的重要指标, 已成为研究的重点。例如, 刘焕军等<sup>[8]</sup>利用 Landsat TM 影像对黑龙江省典型黑土区土壤有机质进行预测, 决定系数 ( $R^2$ ) 达到 0.67, 均方根误差 (RMSE) 为  $5.5 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。Zhang 等<sup>[9]</sup>结合 Sentinel-2 影像与其他环境变量对吉林省德惠市土壤全氮进行预测,  $R^2$ 最高可达到 0.80。郑淼等<sup>[10]</sup>基于 Sentinel-2 影像, 地形数据以及气象数据, 对东北典型黑土区土壤有机质和全氮进行预测,  $R^2$ 均达到 0.90 以上。除了有机质和全氮, 全磷和全钾在作物生长和土壤养分循环中同样发挥着重要的作用, 然而目前利用遥感影像对全磷和全钾进行监测的研究相对较少。为了全面反映东北黑土地土壤肥力的整体状况, 需要进一步探讨遥感技术同时预测多种土壤肥力属性的能力。

此外, 东北地区纬度高, 与我国其他地区相比, 作物播种时间晚、生长周期长、耕作制度以一年一熟为主。由于该区域积雪期长以及保护性耕作措施的实施增加了土壤表面秸秆覆盖度, 导致土壤裸露的时间窗口较短, 增加了获取土壤光谱的难度。云和云阴影的影响, 进一步制约了潜在土壤遥感窗口期。为了增加遥感影像的裸土覆盖面积, 多时相影像合成被广泛应用于土壤遥感的研究中。例如, Diek 等<sup>[11]</sup>在利用航空遥感影像预测土壤砂粒含量的研究中, 发现使用 3 景影像可以使影像裸土像素数量增加了一倍。此外, 多时相影像合成还能够提高土壤肥力属性的预测精度。例如, Silvero 等<sup>[12]</sup>利用 Landsat-8 和 Sentinel-2 影像进行有机质预测时, 发现多时相合成影像的预测精度显著高于单景影像。然而, 受到土壤水分和地表覆盖状况 (如植被和秸秆) 等干扰因素的影响, 不同时相影像的土壤肥力属性预测精度通常存在较大差异。例如, Dou 等<sup>[13]</sup>在利用 MODIS 影像进行土壤有机质预测时发现, 使用土壤采样年份的遥感影像, 有机质的预测精度低于其他非采样年份的影像。因此, 为了实现东北黑土地土壤肥力属性高精度预测,

需要合理选择遥感影像的时相, 并优化合成影像的时相组合。

三江平原是东北地区优质黑土地的集中分布区<sup>[14]</sup>, 是东北地区重要的粮食生产区, 也是我国重要的商品粮基地。因此, 本研究以三江平原友谊农场为研究区, 选择 2019—2023 年 4 月、5 月和 6 月潜在裸土期内的 Sentinel-2 影像, 通过构建不同时相合成影像, 揭示遥感预测多种土壤肥力属性 (有机质、全氮、全磷和全钾) 的潜力, 实现土壤肥力属性高精度遥感预测, 以期为东北黑土地土壤肥力监测提供技术支持。

## 1 材料与方方法

### 1.1 研究区概况

本研究以黑龙江省双鸭山市友谊农场为研究区 (46°28′—46°59′N, 131°27′—132°15′E), 该区域地处三江平原腹地, 西南为丘陵, 东北为低洼地, 总体地势由西南向东北倾斜, 海拔 51~298 m。整个农场下辖 11 个农业管理区, 96 个作业站, 土地总面积为 1 888 km<sup>2</sup>, 其中耕地面积约为 1 100 km<sup>2</sup>, 是我国最大的机械化国营农场, 也是我国重要的粮食产区<sup>[15]</sup>。根据第二次全国土壤普查结果, 该区耕地的主要土壤类型为草甸土、沼泽土和黑土。研究区气候属温带大陆性季风气候, 年平均气温为 2.5 °C, 年平均降雨量为 500 mm。受区域气候特点的影响, 作物一年一熟, 以种植玉米、水稻和大豆为主。一般 5 月份开始耕种、10 月中旬作物收获, 通常 11 月至来年 3 月地表被积雪覆盖, 4—6 月为土壤潜在裸露期, 是土壤遥感的有利时间窗口。

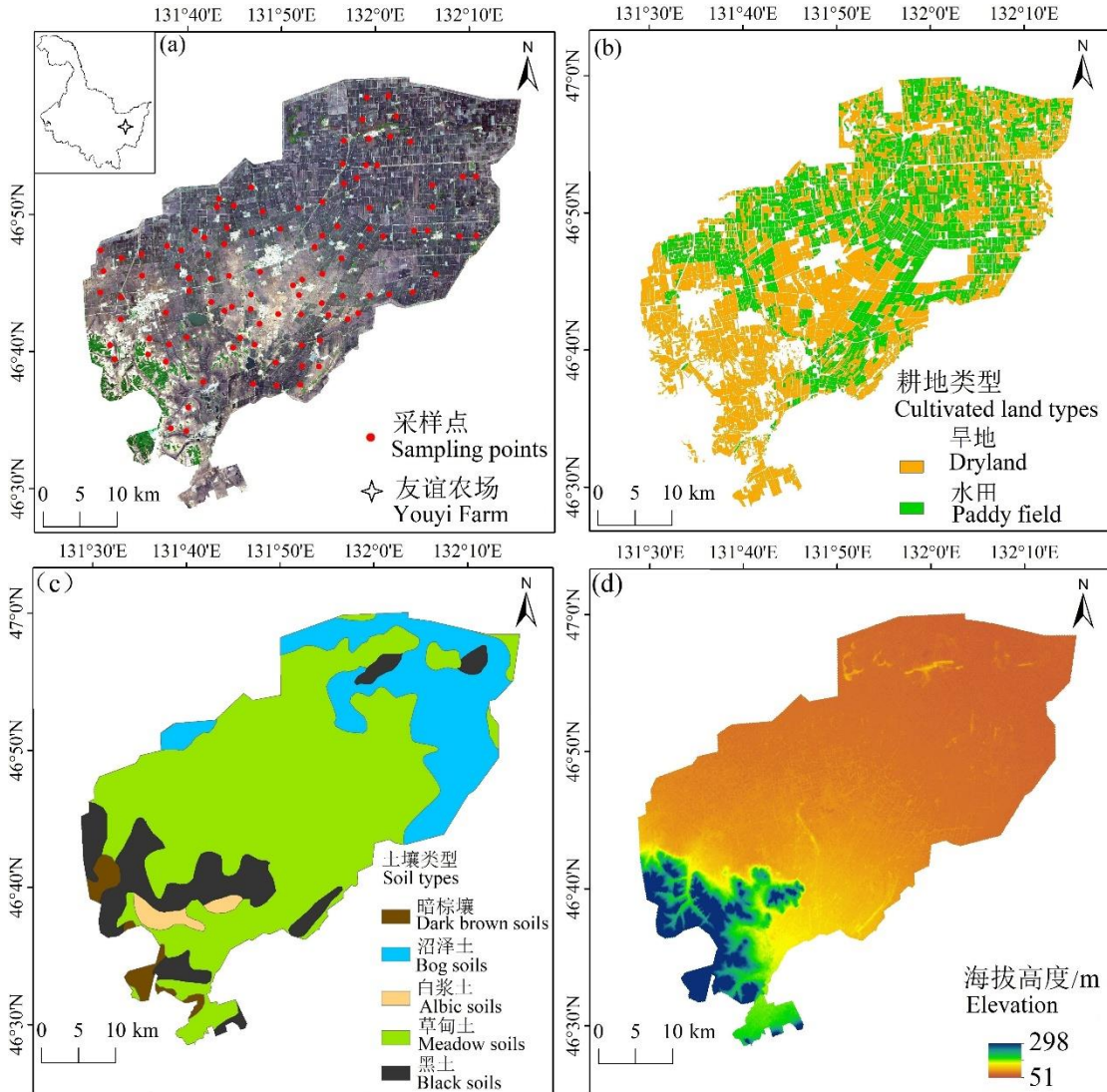


图 1 研究区土壤采样点分布(a)、水田与旱地分布(b)、土壤类型(c)和地形(d)

Fig. 1 The distribution of soil sampling points (a), distribution of paddy fields and drylands (b), soil types (c), and terrain (d)

## 1.2 土壤样品采集与分析测试

本研究采用规则网格结合土地利用方式在耕地田块内布设土壤采样点。在 2021 年 10 月 21 日—10 月 28 日共采集 103 个耕地表层土壤样本（0~20 cm），通过手持 GPS 定位仪记录每个采样点的经纬度坐标，其空间分布如图 1 所示。每个土壤样品由以 GPS 定位点为中心，半径 5 m 的圆形区域内采集的 3~5 个子样混合而成。土样在室内经自然风干、研磨及过筛后，用于测定土壤有机质、全氮、全磷和全钾含量。

## 1.3 Sentinel-2 多时相遥感影像

与常用的 Landsat 系列土壤遥感影像相比，Sentinel-2 影像有更高的空间、光谱和时间分辨率<sup>[16]</sup>。本研究选择 2019—2023 年 4 月、5 月和 6 月的 Sentinel-2 地表反射率影像（经过辐射校正和几何校正处理的 Level-2A 产品）为遥感数据源，选择 4 个 10 m 分辨率的可见光近红外波段（B2、B3、B4、B8），4 个 20 m 分辨率的红边波段（B5、B6、B7、B8A）以及两个 20 m 分辨率的短波红外波段（B11、B12），并将各波段重采样至 10 m 后用于土壤肥力属性的预测。以上操作均在 Google Earth Engine 平台完成。

## 1.4 多时相影像合成

由于 4—6 月为土壤潜在裸露期，地表植被与秸秆覆盖较少，便于通过遥感获取土壤光谱，但由于不同年份和月份间仍可能存在土壤水分等因素影响的差异，本研究将所选影像根据其获取年份及月份进行多时相影像合成，以探讨影像时相对土壤肥力预测的影响，提高土壤肥力预测精度。其中年份分为五个单一年份梯度：2019 年、2020 年、2021 年、2022 年和 2023 年，以及两个多年份梯度：2020—2022 年和 2019—2023 年，共 7 个年份梯度；每个年份梯度内的影像再按照 4 月、5 月、6 月以及 4—6 月分为 4 个月份梯度，共有 28 种年份和月份的多时相影像组合，可构建 28 景多时相合成影像。多时相影像中值合成已被证明在土壤肥力属性预测中更稳健<sup>[17]</sup>，因此本研究采用中值合成影像预测土壤肥力。

## 1.5 建模方法与变量重要性评价

本研究采用随机森林算法构建回归模型预测土壤肥力属性。随机森林是一种由多个决策树组成的集成学习模型，在土壤遥感领域有广泛的应用。它通过 bagging（袋装技术）的方法构建一系列独立的决策树，并综合多个决策树的结果确定最终的预测结果。在随机森林的训练过程中，通过样本与特征变量的随机选择增加了决策树的多样性，提升了模型的稳健性。本研究通过贝叶斯优化算法对随机森林模型的参数进行优化，包括决策树数量，构建决策树分支时随机抽样的变量个数等<sup>[18]</sup>。

在变量重要性评价方面，随机森林通过计算每个变量在被随机噪声替换后，模型对验证样本预测精度的平均下降量来量化其重要性。预测精度下降幅度越大，表明该变量在土壤肥力属性预测中的重要性越高。

## 1.6 精度评价

本研究采用留一交叉验证方法对土壤肥力属性的预测精度进行评价，评价指标包括  $R^2$  和 RMSE，其计算公式如下：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

式中， $y_i$  和  $\hat{y}_i$  分别代表土壤样品  $i$  的肥力属性测量值和预测值， $\bar{y}$  代表所有样点的土壤属性平均测量值， $n$  代表样点个数。 $R^2$  越接近 1 表示预测值与测量值越吻合，RMSE 越小表明模型的预测精度越高。

# 2 结果

## 2.1 土壤肥力属性统计特征

研究区表层土壤中有有机质、全氮、全磷和全钾的统计结果如表 1 所示。有机质、全氮、全磷和全钾的平均含量分别为 41.77 g·kg<sup>-1</sup>、2.03 g·kg<sup>-1</sup>、0.65 g·kg<sup>-1</sup> 和 23.9 g·kg<sup>-1</sup>。根据第二次全国土壤普查中的养分分级标准<sup>[19]</sup>，有机质、全氮、全磷和全钾分别处于一级、二级、三级和二级水平，综合这 4 种肥力属性来看，友谊农场的整体土壤肥力水平较高。按照 Wilding<sup>[20]</sup> 对变异系数的分级标准，全钾属于低变异程度（变异系数为 0%~

15%)，其余 3 种土壤属性属于中等变异程度（变异系数为：16%~35%）。有研究表明，较大的土壤属性变异通常有利于高精度模型的构建<sup>[21]</sup>。

表 1 土壤样点肥力属性统计  
Table 1 Statistics of soil fertility properties

土壤肥力属性 Soil fertility properties	最小值 Minimum	最大值 Maximum	平均值 Mean	标准差 Standard deviation	变异系数 CV /%
有机质 Soil organic matter/ (g·kg <sup>-1</sup> )	22.69	68.45	41.77	10.75	25.72
全氮 Total nitrogen/ (g·kg <sup>-1</sup> )	1.16	3.45	2.03	0.52	25.68
全磷 Total phosphorus/ (g·kg <sup>-1</sup> )	0.39	0.88	0.65	0.11	16.33
全钾 Total potassium/ (g·kg <sup>-1</sup> )	19.50	30.84	23.90	2.25	9.41

## 2.2 土壤肥力属性与影像光谱相关性

本研究通过对不同年份和月份的影像进行中值合成，构建了 28 景多时相合成影像，并在此基础上，利用 Pearson 相关分析法探究了每景影像的 10 个波段与土壤有机质、全氮、全磷和全钾的相关性，结果如表 2 所示。总体而言，土壤有机质、全氮和全磷与多时相合成影像的光谱普遍呈负相关关系，而全钾则普遍呈正相关关系。不同合成影像的各波段与土壤肥力属性的相关性存在显著差异。其中，多年中值合成影像各波段与土壤肥力的相关性普遍高于单一年份。在各月份的合成影像中，5 月份的合成影像各波段与土壤有机质、全氮、全钾的相关性普遍高于其他月份，而 4—6 月的合成影像与全磷的相关性则优于其他月份。

表 2 土壤肥力属性与合成影像光谱之间的相关性  
Table 2 Correlation between soil fertility attributes and composite image spectra

土壤肥力属性 Soil fertility properties	有机质 Soil organic matter	全氮 Total nitrogen	全磷 Total phosphorus	全钾 Total potassium
B2	-0.71	-0.67	-0.35	0.63
B3	-0.76	-0.73	-0.34	0.67
B4	-0.75	-0.74	-0.32	0.67
B5	-0.78	-0.77	-0.31	0.67
B6	-0.76	-0.75	-0.27	0.65
B7	-0.76	-0.75	-0.26	0.66
B8	-0.75	-0.74	-0.26	0.67
B8A	-0.73	-0.73	-0.24	0.66
B11	-0.58	-0.6	-0.21	0.59
B12	-0.57	-0.59	-0.22	0.6

比较不同土壤肥力属性与合成影像光谱的相关系数发现，土壤有机质和全氮与合成影像的光谱相关性最强，相关系数最低可达-0.78 和-0.77（B5 波段）。相比之下，两个短波红外波段（B11 和 B12 波段）与土壤有机质和全氮的相关性较低，相关系数最低约为-0.59。全钾与合成影像的光谱相关系数低于土壤有机质和全氮，最高为 0.67。土壤全磷与合成影像的光谱相关性最低，相关系数最低仅为-0.35。

## 2.3 土壤肥力属性预测

本研究利用不同时相合成遥感影像构建了 28 个土壤有机质、全氮、全磷和全钾的预测模型，预测结果如图 2 所示。不同土壤肥力属性的预测精度存在较大差异。其中，有机质的预测精度最高，28 个模型的平均预测精度  $R^2=0.39$ ， $RMSE=8.36\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ，最高精度  $R^2=0.62$ ， $RMSE=6.58\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。全氮的预测精度与有机质相似，平均预测精度  $R^2=0.37$ ， $RMSE=0.41\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ，最高预测精度  $R^2=0.58$ ， $RMSE=0.34\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。全磷的预测精度较低，最高精度  $R^2=0.13$ ， $RMSE=0.01\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ，部分模型的预测  $R^2$ 甚至为负值，难以用于实际监测。全钾的预测精度低于有机质和全氮，但高于全磷，平均预测精度  $R^2=0.35$ ， $RMSE=1.81\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ ，最高预测精度  $R^2=0.53$ ， $RMSE=1.55\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。

不同时相组合合成影像的土壤肥力预测精度之间存在较大差异。其中，2022 年不同月份合成影像在有机质、全氮和全钾的预测  $R^2$ 均值均小于 0.30，2023 年不同月份合成影像在有机质、全氮和全钾的预测  $R^2$ 均值分别为 0.32、0.35、0.27，精度也较低。相比之

下,2019—2023年不同月份合成影像在有机质、全氮和全钾的预测中  $R^2$ 均值均高于0.45,2020—2022年不同月份合成影像在有机质、全氮和全钾的预测中  $R^2$ 均值分别为0.42、0.41、0.36,预测精度相对较高。不同月份组合合成影像的预测结果表明,5月不同年份合成影像在有机质、全氮和全钾的预测中  $R^2$ 均值分别为0.51、0.49、0.43,精度最高,其次为4—6月, $R^2$ 均值分别为0.47、0.46、0.37,4月合成影像的预测精度最低,有机质、全氮和全钾的预测  $R^2$ 均值均小于0.27。

土壤肥力属性与影像光谱相关性的分析结果比较发现,合成影像各波段与土壤肥力属性的相关性水平与建模精度表现出高度一致性,即与土壤肥力属性相关性较强的合成影像对应的预测模型精度也较高。这一结果说明影像光谱与土壤属性之间的相关程度在很大程度上决定了模型的预测能力。

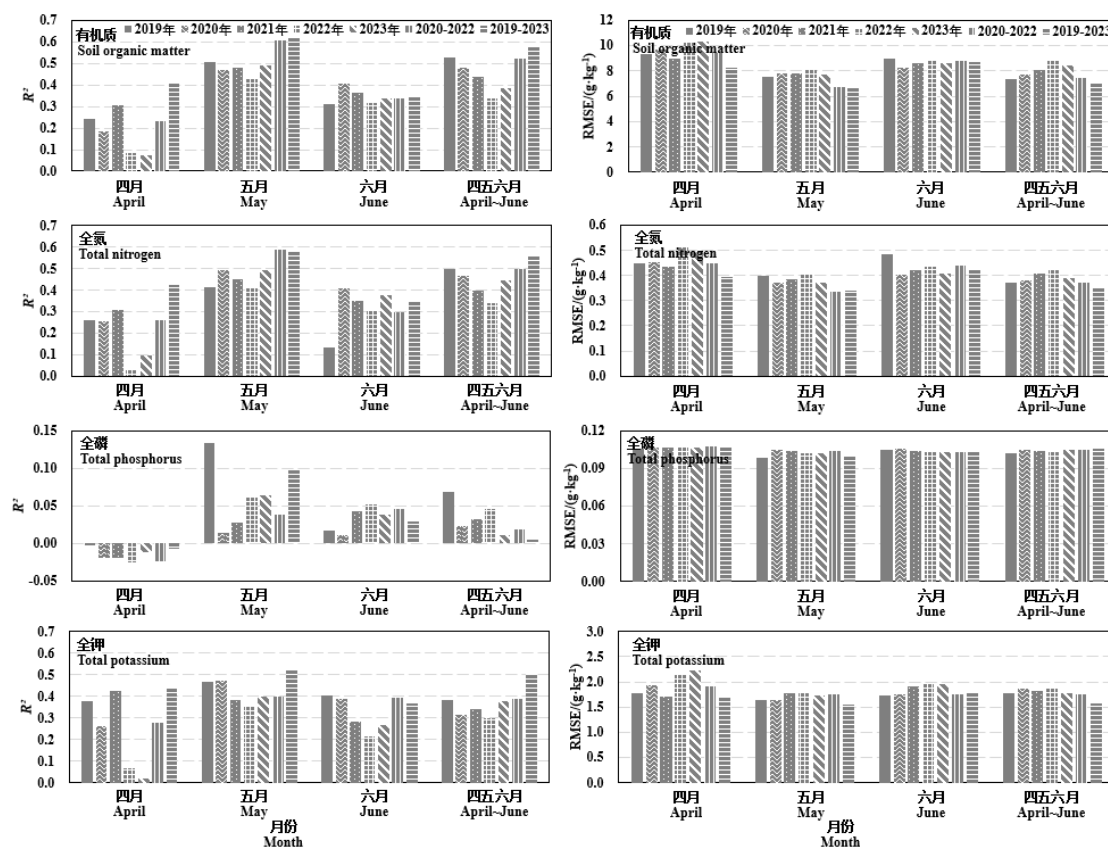


图2 不同影像时相组合的土壤肥力属性预测

Fig. 2 Prediction of soil fertility properties based on synthetic images with different acquisition dates

图3为基于最佳预测模型得到的土壤有机质、全氮、全磷和全钾的预测散点图。可以发现,有机质和全氮的预测值与实测值比较接近,大部分点位位于1:1参考线附近,且拟合趋势线与1:1参考线偏离较小,因此预测精度较高。全磷的预测结果与实测值差异较大,大部分点位距1:1参考线较远,拟合趋势线与1:1参考线之间偏离较大,预测效果不佳。全钾的预测结果虽然优于全磷,但从散点图上看,全钾的预测值与实测值的点位分布整体上存在高值群和低值群两类,导致计算的  $R^2$ 和  $RMSE$  难以真实反映预测精度。与有机质和全氮相比,全钾的预测结果误差相对较大。

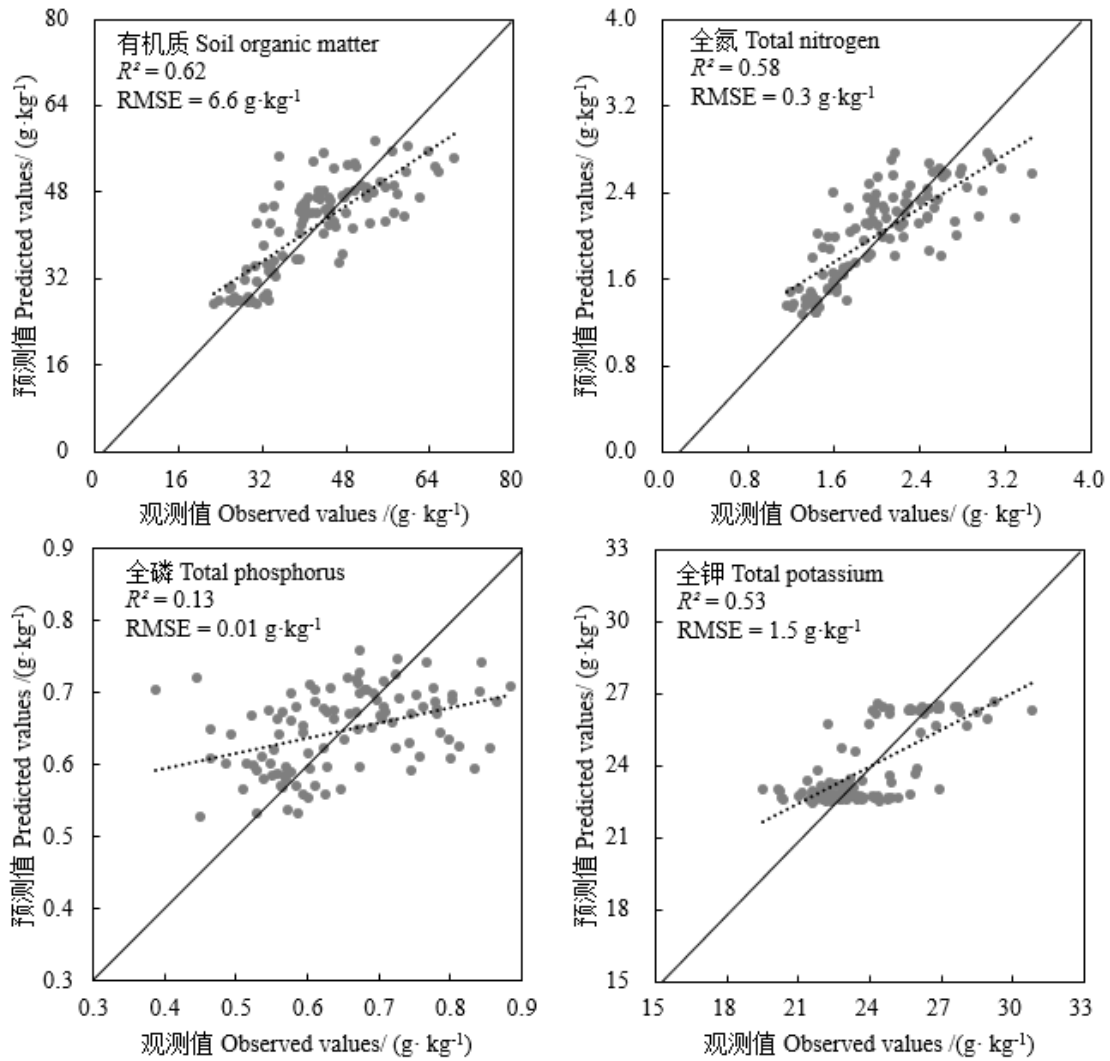


图 3 土壤肥力属性预测散点图（虚线为拟合趋势线，实线为 1:1 参考线）

Fig. 3 Scatter plot for soil fertility properties (dashed and solid lines are the fitted line and the 1:1 reference line, respectively)

#### 2.4 土壤肥力属性的光谱重要性

本研究进一步选择对土壤有机质、全氮、全磷和全钾预测精度最高的多时相合成影像，并结合随机森林模型对各光谱波段的重要性进行排序，结果如图 4 所示。总体来看，红边波段 B5 和绿波段 B3 在 4 种土壤肥力属性的预测中均表现出较高的重要性。相比之下，蓝波段 B2 对土壤有机质和全氮的预测贡献度较小；红边波段 B6 对土壤全磷的预测影响较小；而红边波段 B8A 则在土壤全钾的预测中重要性较低。

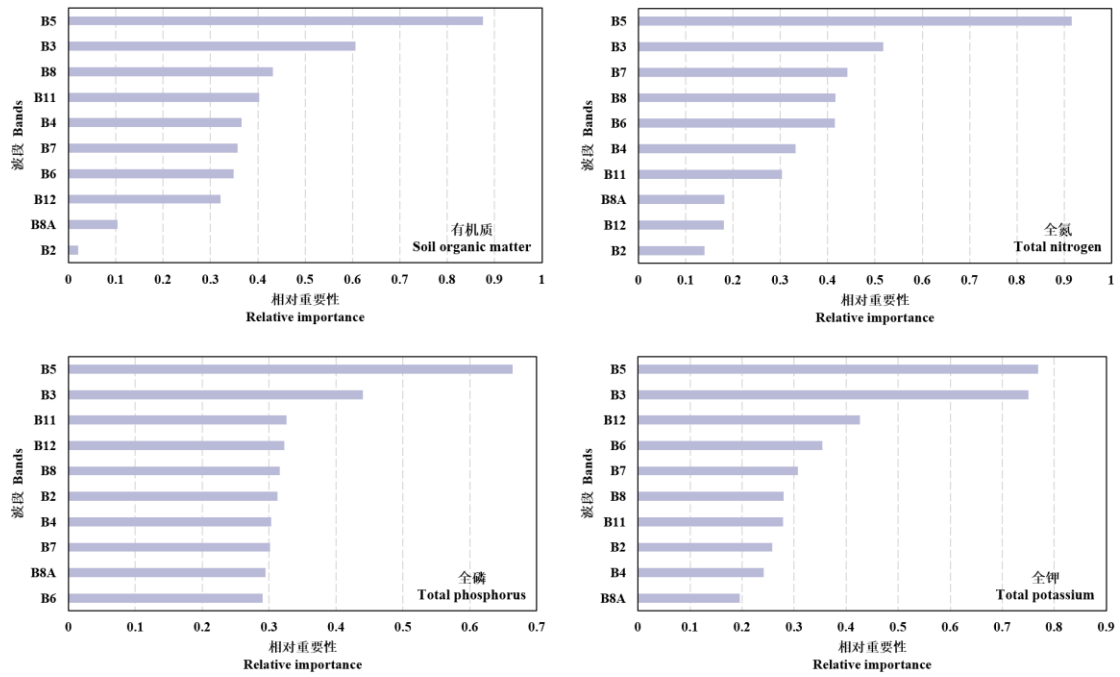


图 4 随机森林土壤肥力属性的光谱重要性排序

Fig. 4 Spectral importance ranking of soil fertility properties by random forest

## 2.5 土壤肥力空间预测

基于土壤有机质、全氮、全磷和全钾的最佳预测模型进行空间分布预测，结果如图 4 所示。有机质、全氮和全磷在空间上呈正相关关系，在以旱地为主的西部和中部区域含量较低，以水田为主的东部区域含量较高，原因可能是水田耕作方式较旱地更有利于土壤有机质、全氮和全磷的累积<sup>[22-24]</sup>。全钾与有机质、全氮和全磷在空间上呈相反的空间分布趋势，其在西部和中部旱地为主的区域含量较高，在东部水田为主的区域含量较低。这可能是由于土壤中大约 50%的钾存在于表层土壤中<sup>[25]</sup>，与水田相比，旱地灌溉较少，土壤的淋溶和冲刷作用较弱，土壤中的全钾流失较少<sup>[26]</sup>。需要指出的是，由于全磷预测模型的精度较低，与有机质、全氮和全钾相比，全磷空间预测结果误差相对较大。

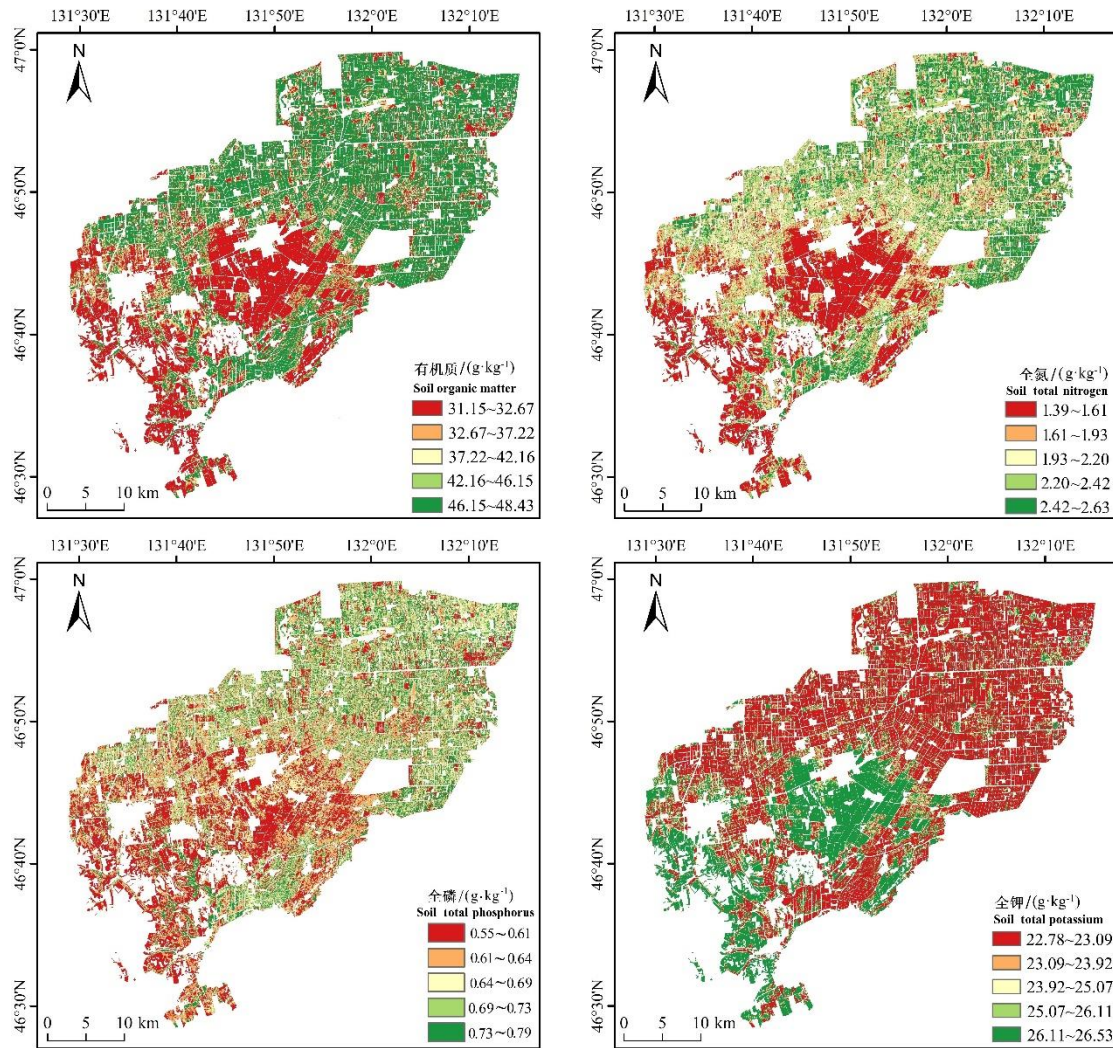


图 5 耕地土壤肥力属性空间预测  
Fig. 5 Spatial prediction of cultivated soil fertility attributes

### 3 讨论

#### 3.1 不同土壤肥力属性遥感预测能力

本研究利用多时相合成 Sentinel-2 遥感影像对土壤有机质、全氮、全磷和全钾 4 种土壤肥力属性进行预测, 结果表明不同土壤肥力属性的预测能力存在明显差异。其中土壤有机质的预测精度最高, 最高精度  $R^2 = 0.62$ ,  $RMSE = 6.58 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ , 这是因为有机质中的多种官能团在可见光-近红外光谱区 (350—2500nm) 具有明显的倍频与谐频吸收特征, 对土壤反射率大小与光谱特征均有重要影响。Krishnan 等<sup>[27]</sup>基于室内测量土壤光谱的研究表明, 当有机质含量大于  $20 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$  时, 其土壤反射光谱大小与形态起到主导作用。本研究中的土壤有机质含量较高, 平均值达到  $41.77 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ , 因此 Sentinel-2 影像能够反映不同有机质含量土壤的光谱差异。刘焕军等<sup>[8]</sup>在利用 Landsat TM 影像预测土壤有机质的研究中, 表明了黑土有机质含量与 Landsat TM 影像各波段反射率间的相关性较高, 相关系数最高可达 -0.71。Meng 等<sup>[28]</sup>基于 Landsat TM 和 OLI 影像针对东北地区土壤有机碳构建的随机森林模型预测结果与本研究类似,  $R^2$  为 0.58。因此, 遥感技术对东北黑土地土壤有机质具有较好的预测能力。

全氮的预测精度与有机质相似, 最高预测精度  $R^2 = 0.58$ ,  $RMSE = 0.34 \text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。原因在于土壤氮素主要以有机氮的形式存在于有机质中, 通常土壤有机碳 (有机质) 与全氮之间具有较高的相关性<sup>[29]</sup>。例如, 侯雪莹等<sup>[30]</sup>在研究不同土地利用和管理方式对黑土肥力的影响时发现, 黑土氮库与有机碳库存在极显著的相关关系。此外, 郑淼等<sup>[10]</sup>在东北黑土区土壤有机质和全氮含量遥感预测研究中发现, Sentinel-2 影像光谱对土壤有机质和全氮变化的响应类似。张锡煜等<sup>[31]</sup>利用 Sentinel-2 影像对东北松嫩平原北部土壤全氮的

预测也取得了较高精度,  $R^2$ 为 0.58, 与本研究全氮的预测精度相同。因此, 遥感技术对东北黑土全氮的预测能力也较强。

与土壤有机质和全氮相比, 全磷在可见光-近红外波段没有明显的光谱特征<sup>[32]</sup>, 这影响了全磷的预测精度。陶培峰等<sup>[33]</sup>针对黑龙江省建三江垦区创业农场的土壤养分, 利用室内测量土壤高光谱的预测结果表明, 全磷的预测精度远低于土壤有机质和全氮,  $R^2$ 仅为 0.19。在本研究中, 全磷的预测精度也较低, 最高预测精度仅为  $R^2=0.13$ ,  $RMSE=0.01\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。但是乔璐等<sup>[34]</sup>利用 MODIS 影像对松嫩平原中部土壤全磷的预测结果表明,  $R^2$ 可以达到 0.57, 这可能与该研究区全磷和有机质或者全氮之间的相关性较高有关。Wangei 等<sup>[35]</sup>发现全磷的预测精度依赖于与其他具有明显光谱特征的土壤属性之间的关系。本研究中, 全磷与有机质的相关系数仅为 0.37, 因此构建的全磷预测模型精度较低。现有研究表明, 成土母质能够通过影响土壤质地和游离氧化铁含量进而调控土壤对磷的吸附能力<sup>[36-37]</sup>。因此, 在未来的土壤全磷预测研究中, 可以考虑引入土壤质地与成土母质作为协变量, 以期改善建模精度。

全钾的最高预测精度  $R^2=0.53$ ,  $RMSE=1.55\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ , 低于土壤有机质和全氮的预测精度, 但高于全磷的预测精度。乔璐等<sup>[34]</sup>分析松嫩平原中部大庆市的土壤光谱时发现, 全钾的潜在特征波段主要分布在 1070~1 100 nm 和 1550~1 600 nm 范围内。该光谱区间与 Sentinel-2 的短波红外波段 (B11, 1565~1 655 nm) 对应, 因此利用 Sentinel-2 影像可以实现全钾的预测。此外, 张东辉等<sup>[38]</sup>在利用航空高光谱影像 (光谱范围: 380~1 050 nm) 预测建三江地区土壤养分时发现, 全钾与影像波段间的相关性低于有机质和全氮。因此, 全钾的预测精度低于有机质和全氮, 这与本研究的结果一致。因此, 遥感技术对东北黑土地全钾的预测也具有一定潜力。

### 3.2 不同时相影像土壤肥力属性预测差异

与单时相影像相比, 多时相合成影像在土壤属性预测中展现出显著优势。例如, Geng 等<sup>[39]</sup>利用 Landsat-9 影像对东北黑土区开展土壤有机碳预测研究, 结果表明多时相合成影像对土壤有机碳的解释方差较单时相影像提高了 20%。本研究利用 2019—2023 年 4 月、5 月和 6 月潜在裸土期内的影像, 通过不同年份与月份时相组合生成了 28 景不同时相的合成影像, 并分别构建了有机质、全氮、全磷和全钾的预测模型。对比分析发现, 不同年份及月份合成影像在同一土壤肥力属性的预测中存在明显差异。已有基于遥感的土壤肥力属性预测研究中发现, 土壤湿度、土壤表面粗糙度和秸秆覆盖状况等对预测精度具有显著影响<sup>[40-41]</sup>。对此, Jiang 等<sup>[42]</sup>结合卫星高光谱影像和合成孔径雷达影像, 通过多项式回归和卷积神经网络模型对土壤光谱进行校正, 降低了土壤水分和土壤粗糙度对光谱的影响, 提高了友谊农场土壤有机碳的预测精度, 但该方法需要利用光谱仪测量土壤光谱, 过程相对复杂, 难以在大尺度研究中应用。此外, 通过对不同时相的遥感影像进行筛选也能够改善土壤属性的预测精度。Dou 等<sup>[13]</sup>在利用 MODIS 多时相遥感影像预测松嫩平原土壤有机质的研究中发现, 虽然土壤样品在 2014 年采集, 但由于 2002 年土壤表面秸秆覆盖度较低且土壤水分影响也较小, 2002 年的 MODIS 影像预测精度优于采样年份的影像。本研究中, 2022 年与 2023 年的合成影像在各土壤肥力属性中的预测精度普遍低于其他年份, 可能是因为这两个年份影像获取时受到了土壤水分、秸秆覆盖等因素的影响。本研究发现, 与单一年份合成影像相比, 2020—2022 年以及 2019—2023 年多年合成影像的预测精度明显较高。Luo 等<sup>[43]</sup>在利用 Landsat-8 影像预测土壤有机质的研究中也发现多年长时序影像可以改善预测结果。这可能是因为多年长时序合成影像能够减轻光谱变量中异常值对建模的影响, 即减轻土壤水分、粗糙度等因素对土壤光谱的影响。

本研究中, 与其他月份梯度的土壤肥力属性预测结果相比, 5 月份合成影像对土壤有机质、全氮和全钾的预测精度较高。Wang 等<sup>[44]</sup>在利用 Sentinel-2 影像预测三江平原友谊农场的土壤有机质时也发现 5 月份是较好的时间窗口。尽管 4 月、5 月和 6 月是友谊农场的潜在土壤裸露期, 但由于土壤翻耕、灌溉等农田管理措施在不同月份间的差异, 导致月份间的土壤状况明显不同<sup>[45]</sup>。本研究区土壤在 4 月份时仍可能受积雪融化导致的土壤湿度较大的影响, 而 5 月份时土壤湿度较小, 且由于整地的影响土壤表面秸秆覆盖更少, 但 6 月份时则可能受到种植作物出苗的影响。因此, 本研究中 5 月份影像对各土壤肥力属性的预测精度最高。4—6 月的合成影像可能降低 4 月和 6 月影像中土壤水分等

干扰因素对影像光谱的影响，因此预测精度也比较高，表明了多月份合成影像具有较好的土壤肥力预测能力。

## 4 结论

本研究通过不同年份与月份时相组合生成了不同时相合成影像，针对三江平原友谊农场土壤有机质、全氮、全磷和全钾 4 种土壤肥力属性同时展开预测，得出如下结论：

(1) 土壤有机质与全氮的预测精度较高，全钾的预测精度次之，这 3 种土壤肥力属性的遥感预测在一定程度上可以满足土壤肥力监测需要。但由于缺少稳定的光谱吸收特征，全磷的预测精度较低，难以满足实际监测需求。(2) 5 月份合成影像的不同土壤肥力属性预测精度均高于其他月份组合的合成影像，更适用于土壤肥力属性遥感建模与预测。此外，多年合成影像的不同土壤肥力属性预测精度均高于单一年份合成影像，其中 2019—2023 年五年合成影像的预测精度最高。因此在基于遥感影像的土壤肥力属性预测中，应采用多年合成影像，而不局限于采样年份的影像。除遥感影像光谱反射率外，地形、气候、生物等成土环境因子对土壤肥力属性预测也有较大影响。因此，在将来的研究中可以考虑将遥感数据与多种环境辅助变量相结合进行土壤肥力预测，进一步提高全磷及其他土壤肥力属性的预测精度。本研究为卫星遥感同时监测多种土壤肥力属性提供了技术支撑，为构建高精度土壤肥力属性预测模型提供了参考。

### 参考文献 (References)

- [1] Liu X B, Lee Burras C, Kravchenko Y S, et al. Overview of Mollisols in the world: Distribution, land use and management[J]. *Canadian Journal of Soil Science*, 2012, 92(3): 383-402.
- [2] Liu B Y, Zhang G L, Xie Y, et al. Delineating the black soil region and typical black soil region of northeastern China[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2021, 66(1): 96-106. [刘宝元, 张甘霖, 谢云, 等. 东北黑土区和东北典型黑土区的范围与划界[J]. *科学通报*, 2021, 66(1): 96-106.]
- [3] Zhang J B, Sun B, Zhu J J, et al. Black soil protection and utilization based on harmonization of mountain-river-forest-farmland-lake-grassland-sandy land ecosystems and strategic construction of ecological barrier[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2021, 36(10): 1155-1164. [张佳宝, 孙波, 朱教君, 等. 黑土地保护利用与山水林田湖草沙系统的协调及生态屏障建设战略[J]. *中国科学院院刊*, 2021, 36(10): 1155-1164.]
- [4] Han X Z, Li N. Research progress of black soil in Northeast China[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2018, 38(7): 1032-1041. [韩晓增, 李娜. 中国东北黑土地研究进展与展望[J]. *地理科学*, 2018, 38(7): 1032-1041.]
- [5] Han X Z, Zou W X. Research perspectives and footprint of utilization and protection of black soil in Northeast China[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2021, 58(6): 1341-1358. [韩晓增, 邹文秀. 东北黑土地保护利用研究足迹与科技研发展望[J]. *土壤学报*, 2021, 58(6): 1341-1358.]
- [6] Zhang G L, Shi Z, Zhu A X, et al. Progress and perspective of studies on soils in space and time[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2020, 57(5): 1060-1070. [张甘霖, 史舟, 朱阿兴, 等. 土壤时空变化研究的进展与未来[J]. *土壤学报*, 2020, 57(5): 1060-1070.]
- [7] Zhang G L, Shi Z, Wang Q B, et al. Development of soil geography in the New Era and its future[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2023, 60(5): 1264-1276. [张甘霖, 史舟, 王秋兵, 等. 新时代土壤地理学的发展现状与趋势[J]. *土壤学报*, 2023, 60(5): 1264-1276.]
- [8] Liu H J, Zhao C J, Wang J H, et al. Soil organic matter predicting with remote sensing image in typical blacksoil area of Northeast China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(8): 211-215. [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.]
- [9] Zhang Y, Sui B, Shen H O, et al. Mapping stocks of soil total nitrogen using remote sensing data: A comparison of random forest models with different predictors[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 160: 23-30.
- [10] Zheng M, Wang X, Li S J, et al. Remote sensing inversion of soil organic matter and total nitrogen in black soil region[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2022, 42(8): 1336-1347. [郑淼, 王翔, 李思佳, 等. 黑土区土壤有机质和全氮含量遥感反演研究[J]. *地理科学*, 2022, 42(8): 1336-1347.]
- [11] Diek S, Schaepman M E, De Jong R. Creating multi-temporal composites of airborne imaging spectroscopy data in support of digital soil mapping[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(11): 906.
- [12] Silvero N E Q, Demattê J A M, Amorim M T A, et al. Soil variability and quantification based on Sentinel-2 and Landsat-8 bare soil images: A comparison[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 252: 112117.
- [13] Dou X, Wang X, Liu H J, et al. Prediction of soil organic matter using multi-temporal satellite images in the Songnen Plain, China[J]. *Geoderma*, 2019, 356: 113896.
- [14] Xu Y D, Pei J B, Li S Y, et al. Main characteristics and utilization countermeasures for black soils in different regions of Northeast China[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2023, 54(2): 495-504. [徐英德, 裴

- 久渤, 李双异, 等. 东北黑土地不同类型区主要特征及保护利用对策[J]. 土壤通报, 2023, 54(2): 495-504.]
- [15] Luo C, Zhang W Q, Zhang X L, et al. Mapping the soil organic matter content in a typical black-soil area using optical data, radar data and environmental covariates[J]. Soil and Tillage Research, 2024, 235: 105912.
- [16] Clark M L. Comparison of multi-seasonal Landsat 8, Sentinel-2 and hyperspectral images for mapping forest alliances in Northern California[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 26-40.
- [17] Demattê J A M, Fongaro C T, Rizzo R, et al. Geospatial Soil Sensing System (GEOS3): A powerful data mining procedure to retrieve soil spectral reflectance from satellite images[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 212: 161-175.
- [18] Skelsey P. Landscape-scale patterns and predictors of potato viruses in Scotland[J]. Plant Pathology, 2024, 73(6): 1553-1572.
- [19] Zhou W, Wang W J, Zhang B, et al. Soil fertility evaluation for urban forests and green spaces in Changchun City[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(4): 1211-1220. [周伟, 王文杰, 张波, 等. 长春城市森林绿地土壤肥力评价[J]. 生态学报, 2017, 37(4): 1211-1220.]
- [20] Wilding L P. Spatial variability: Its documentation, accommodation and implication to soil surveys[M]. Netherlands: Centre for Agricultural Publishing and Documentation, 1985.
- [21] Kuang B, Mouazen A M. Calibration of visible and near infrared spectroscopy for soil analysis at the field scale on three European farms[J]. European Journal of Soil Science, 2011, 62(4): 629-636.
- [22] Wei L, Ge T D, Zhu Z K, et al. Comparing carbon and nitrogen stocks in paddy and upland soils: Accumulation, stabilization mechanisms, and environmental drivers[J]. Geoderma, 2021, 398: 115121.
- [23] Wang J, Zhuang S Y, Zhu Z L. Fractions of soil organic nitrogen in paddy and upland soils relative to cropping history[J]. Acta Pedologica Sinica, 2014, 51(2): 286-294. [王晋, 庄舜尧, 朱兆良. 不同种植年限水田与旱地土壤有机氮组分变化[J]. 土壤学报, 2014, 51(2): 286-294.]
- [24] Yang C F, Zhang L, Chen B L, et al. The availability and leaching risk of phosphorous after paddy field conversion to upland in hilly red soil area of south Hunan Province[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2024, 30(1): 199-208. [杨昌富, 张璐, 陈波浪, 等. 湘南丘陵区水田改旱地后土壤磷的有效性及其淋失风险[J]. 植物营养与肥料学报, 2024, 30(1): 199-208.]
- [25] Mobasheri M R, Amani M, Fathi-Almas R, et al. Developing a model for soil potassium estimation using spectrometry data[J]. Communications in Soil Science and Plant Analysis, 2020, 51(6): 794-803.
- [26] Liu S X, Zhao L P, Li N, et al. Relationship between composition of K-bearing minerals and potassium status of cultivated soils in Jilin Province[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2002, 8(1): 70-76. [刘淑霞, 赵兰坡, 李楠, 等. 吉林省主要耕作土壤中含钾矿物组成及其与不同形态钾的关系[J]. 植物营养与肥料学报, 2002, 8(1): 70-76.]
- [27] Krishnan P, Alexander J D, Butler B J, et al. Reflectance technique for predicting soil organic matter[J]. Soil Science Society of America Journal, 1980, 44(6): 1282-1285.
- [28] Meng X T, Bao Y L, Luo C, et al. SOC content of global Mollisols at a 30 m spatial resolution from 1984 to 2021 generated by the novel ML-CNN prediction model[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 300: 113911.
- [29] Zhang C H, Wang Z M, Ju W M, et al. Spatial and temporal variability of soil C/N ratio in Songnen Plain maize belt[J]. Environmental Science, 2011, 32(5): 1407-1414. [张春华, 王宗明, 居为民, 等. 松嫩平原玉米带土壤碳氮比的时空变异特征[J]. 环境科学, 2011, 32(5): 1407-1414.]
- [30] Hou X Y, Han X Z, Wang S Q, et al. Different land uses and management effects on soil fertilities in black soil[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2008, 22(6): 99-103. [侯雪莹, 韩晓增, 王树起, 等. 不同土地利用和管理方式对黑土肥力的影响[J]. 水土保持学报, 2008, 22(6): 99-103.]
- [31] Zhang X Y, Li S J, Wang X, et al. Quantitative inversion of soil total nitrogen in Suihua City of Heilongjiang in China using Sentinel-2 remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(15): 144-151. [张锡煜, 李思佳, 王翔, 等. 基于 Sentinel-2 卫星影像的黑龙江绥化市土壤全氮定量遥感反演[J]. 农业工程学报, 2023, 39(15): 144-151.]
- [32] Li X L, Li D C, Zheng G H, et al. Comparative study on prediction of soil nutrients by visible-near infrared and mid-infrared spectroscopy[J]. Acta Pedologica Sinica, 2024, 61(3): 687-698. [李学兰, 李德成, 郑光辉, 等. 可见-近红外与中红外光谱预测土壤养分的比较研究[J]. 土壤学报, 2024, 61(3): 687-698.]
- [33] Tao P F, Wang J H, Li Z Z, et al. Research of soil nutrient content inversion model based on hyperspectral data[J]. Geology and Resources, 2020, 29(1): 68-75, 84. [陶培峰, 王建华, 李志忠, 等. 基于高光谱的土壤养分含量反演模型研究[J]. 地质与资源, 2020, 29(1): 68-75, 84.]
- [34] Qiao L, Chen L X, Dong C M. Estimates of soil N, P, K concentration by using hyperspectral remote sensing technology[J]. Forest Engineering, 2018, 34(6): 25-31, 71. [乔璐, 陈立新, 董诚明. 基于高光谱遥感技术对土壤氮磷钾的估算[J]. 森林工程, 2018, 34(6): 25-31, 71.]
- [35] Wangeci A, Adén D, Nikolajsen T, et al. Comparing laser-induced breakdown spectroscopy and visible near-infrared spectroscopy for predicting soil properties: A pan-European study[J]. Geoderma, 2024, 444: 116865.
- [36] Delmas M, Saby N, Arrouays D, et al. Explaining and mapping total phosphorus content in French topsoils[J]. Soil Use and Management, 2015, 31(2): 259-269.
- [37] Li C J, Zhang Y Y, Fang H Y, et al. Changes of total phosphorus in topsoil and the correlations with

- agricultural land-use change across the Chengdu Plain during the past 40 years[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2022, 53(1): 187-194. [李呈吉, 张元媛, 方红艳, 等. 成都平原近 40 年来表层土壤全磷变化及其与农地利用方式转变的关系[J]. *土壤通报*, 2022, 53(1): 187-194.]
- [38] Zhang D H, Zhao Y J, Qin K. A new model for predicting black soil nutrient content by spectral parameters[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(9): 2932-2936. [张东辉, 赵英俊, 秦凯. 一种新的光谱参量预测黑土养分含量模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2018, 38(9): 2932-2936.]
- [39] Geng J, Tan Q Y, Lü J W, et al. Assessing spatial variations in soil organic carbon and C: N ratio in Northeast China's black soil region: Insights from Landsat-9 satellite and crop growth information[J]. *Soil and Tillage Research*, 2024, 235: 105897.
- [40] Liu Q, Luo C, Meng X T, et al. Time window and influencing factors analysis of tillage soil texture remote sensing in the typical black soil region[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(18): 122-129. [刘琼, 罗冲, 孟祥添, 等. 典型黑土区耕作土壤质地遥感时间窗口及影响因素分析[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(18): 122-129.]
- [41] Wang X Y, Wang C K, Ma H Y, et al. Estimation of soil organic matter content based on dual-temporal satellite remote-sensing spectral index[J]. *Soils*, 2023, 55(5): 1106-1113. [王欣怡, 王昌昆, 马海艺, 等. 基于双时相卫星遥感光谱指数估算土壤有机质含量[J]. *土壤*, 2023, 55(5): 1106-1113.]
- [42] Jiang R Z, Sui Y Y, Zhang X, et al. Estimation of soil organic carbon by combining hyperspectral and radar remote sensing to reduce coupling effects of soil surface moisture and roughness[J]. *Geoderma*, 2024, 444: 116874.
- [43] Luo C, Zhang X L, Meng X T, et al. Regional mapping of soil organic matter content using multitemporal synthetic Landsat 8 images in Google Earth Engine[J]. *Catena*, 2022, 209: 105842.
- [44] Wang Y A, Luo C, Zhang W Q, et al. Remote sensing prediction model of cultivated land soil organic matter considering the best time window[J]. *Sustainability*, 2023, 15(1): 469.
- [45] Zhang X L, Dou X, Xie Y H, et al. Remote sensing inversion model of soil organic matter in farmland by introducing temporal information[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(4): 143-150. [张新乐, 窦欣, 谢雅慧, 等. 引入时相信息的耕地土壤有机质遥感反演模型[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(4): 143-150.]

(责任编辑: 檀满枝)