

江苏省农田生态系统固碳时空分布特征与趋势预测

邱子健, 李天玲, 申卫收

引用本文:

邱子健, 李天玲, 申卫收. 江苏省农田生态系统固碳时空分布特征与趋势预测[J]. 农业环境科学学报, 2024, 43(1): 226–236.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11654/jaes.2023-0110>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

"双季稻-冬闲田"生态系统碳交换动态变化及其影响因素

魏甲彬, 徐华勤, 周玲红, 成小琳, 唐先亮, 傅志强, 唐启源, 唐剑武

农业环境科学学报. 2018, 37(5): 1035–1044 <https://doi.org/10.11654/jaes.2017-1179>

施用生物炭对于旱区玉米农田碳足迹的影响

王冠丽, 孙铁军, 刘廷玺, 程功

农业环境科学学报. 2019, 38(11): 2650–2658 <https://doi.org/10.11654/jaes.2019-0533>

长期施用有机物料对稻田生态系统服务功能的影响

全孝飞, 颜晓元, 王书伟, 周伟

农业环境科学学报. 2017, 36(7): 1406–1415 <https://doi.org/10.11654/jaes.2017-0401>

不同地力玉米田土壤有机碳矿化特征

王永慧, 杨殿林, 红雨, 赵建宁, 轩青霞, 霍莉莉, 谭炳昌, 修伟明, 王丽丽

农业环境科学学报. 2019, 38(3): 590–599 <https://doi.org/10.11654/jaes.2018-1032>

活性铁铝矿物对农田土壤有机碳固定的研究

龙娟, 廖宇琴, 文首鑫, 木志坚, 杨志敏

农业环境科学学报. 2021, 40(5): 1133–1140 <https://doi.org/10.11654/jaes.2020-1247>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

邱子健, 李天玲, 申卫收. 江苏省农田生态系统固碳时空分布特征与趋势预测[J]. 农业环境科学学报, 2024, 43(1): 226–236.

QIU Z J, LI T L, SHEN W S. Spatiotemporal distribution characteristics and trend prediction of carbon sequestration in farmland ecosystems in Jiangsu Province, China[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2024, 43(1): 226–236.



开放科学 OSID

江苏省农田生态系统固碳时空分布特征与趋势预测

邱子健, 李天玲, 申卫收*

(南京信息工程大学环境科学与工程学院/江苏省大气环境监测与污染控制高技术研究重点实验室/江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 南京 210044)

摘要:为探讨江苏省农田生态系统固碳时空分布特征及未来固碳趋势,利用固碳速率法对江苏省2005—2020年农田固碳进行估算,重点分析2005、2010、2015年和2020年时空分布特征,并运用机器学习的方法对2021—2060年全省农田生态系统固碳进行预测。结果表明:在时间序列上,江苏省近年农田生态系统固碳量整体呈现升高的趋势,2020年估算量为 $282.55 \text{ 万 t} \cdot \text{a}^{-1}$ (以C计,下同),在全省陆地生态系统固碳总量中占比达20.17%;在空间分布上,固碳贡献最大的是苏北地区,无论是施用肥料还是秸秆还田贡献的固碳量,苏北地区均呈现高于苏中、苏南地区的态势;根据机器学习的重要性分析,秸秆还田量是最为重要的影响因素;两种模型中,BP神经网络相较于随机森林具有更高的预测精度,该模型预测2021—2060年农田生态系统固碳量仍会在短期内持续升高,但随后将进入较稳定的平台期,其中2021—2026年间固碳量将持续升高并达峰值,为 $365.26 \text{ 万 t} \cdot \text{a}^{-1}$,而到2060年固碳量则为 $348.12 \text{ 万 t} \cdot \text{a}^{-1}$ 。研究表明,江苏省农田生态系统固碳量已逐步提升,但未来增长速率将趋于减缓,有必要进一步强化固碳措施,重点是提升秸秆还田率及其固碳效率,同时现有研究方法也有待于进一步优化,未来应将有机肥施用、绿肥还田、轮作等因素考虑在内,从而实现对农田生态系统固碳更为精准、全面的估算。

关键词:江苏省;农业碳中和;土壤固碳;农田生态碳汇;机器学习预测

中图分类号:X171.1 文献标志码:A 文章编号:1672-2043(2024)01-0226-11 doi:10.11654/jaes.2023-0110

Spatiotemporal distribution characteristics and trend prediction of carbon sequestration in farmland ecosystems in Jiangsu Province, China

QIU Zijian, LI Tianling, SHEN Weishou*

(School of Environmental Science and Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology/Key Laboratory of High Technology Research on Atmospheric Environment Monitoring and Pollution Control in Jiangsu Province/Jiangsu Atmospheric Environment and Equipment Technology Collaborative Innovation Center, Nanjing 210044, China)

Abstract: To explore the spatiotemporal distribution characteristics and future carbon sequestration trends of farmland ecosystems in Jiangsu Province, China, the carbon sequestration rate method was used to estimate the carbon sequestration of farmland in Jiangsu Province from 2005—2020, with a focus on analyzing the spatiotemporal distribution characteristics of 2005, 2010, 2015, and 2020. Machine learning methods were used to predict the carbon sequestration of farmland ecosystems in the province from 2021—2060. The results revealed that in terms of time series, the overall carbon sequestration of farmland ecosystems in Jiangsu Province had demonstrated an increasing trend in recent years, with an estimated $2\ 825\ 500 \text{ t} \cdot \text{a}^{-1}$ (calculated by C, the same below) in 2020, accounting for 20.17% of the total carbon sequestration of terrestrial ecosystems in the province. In terms of spatial distribution, the largest contribution of carbon

收稿日期:2023-02-16 录用日期:2023-05-08

作者简介:邱子健(1996—),男,浙江宁波人,博士研究生,从事环境与土壤微生物研究。E-mail:1919208781@qq.com

*通信作者:申卫收 E-mail:wsshen@nuist.edu.cn

基金项目:江苏省发展和改革委员会碳达峰策略和路径前期研究;南京信息工程大学气候与环境治理研究院开放课题(ZKKT2022A09)

Project supported: Preliminary Study on Strategies and Paths of Carbon Emission Peak for Jiangsu Development and Reform Commission; Open Project of Research Institute of Climatic and Environmental Governance, Nanjing University of Information Science and Technology (ZKKT2022A09)

sequestration was in the northern region of Jiangsu compared to the central and southern regions, owing to high contributions from both fertilizer application and straw returning. According to the importance analysis of machine learning, the amount of straw returned to the field was the most important factor. In the two models, BP neural network had a higher prediction accuracy than that of random forest. The BP neural network predicted that from 2021—2060, the carbon sequestration of farmland ecosystem would continue to increase in the short term but would then entered a more stable platform period. The carbon sequestration would continue to rise and reach a peak of $3\,652\,600\text{ t}\cdot\text{a}^{-1}$ from 2021—2026, and $3\,481\,200\text{ t}\cdot\text{a}^{-1}$ by 2060. Studies had revealed that the carbon sequestration capacity of agricultural ecosystems in Jiangsu Province had gradually increased but the growth rate would slow down in the future. It is necessary to further strengthen carbon sequestration measures, with a focus on improving the straw return rate and carbon sequestration efficiency. Meanwhile, existing research methods need to be further optimized. In the future, factors such as organic fertilizer application, green manure return, and rotation should be considered to achieve more accurate and comprehensive carbon sequestration of agricultural ecosystems estimation.

Keywords: Jiangsu Province; agricultural carbon neutrality; soil carbon fixation; farmland ecological carbon sink; machine learning prediction

在陆地生态系统中,农田生态系统具有重要的碳汇功能,是碳循环过程最活跃的碳库^[1-3]。与无作物种植的土壤系统相比,农田生态系统在深层土壤中可以储存更多的碳,具有更大的固碳潜力^[4]。研究表明,我国陆地生态系统碳汇近年已呈现上升趋势,其中农田生态系统碳汇(以C计)为 $(0.043\pm0.010)\text{Pg}\cdot\text{a}^{-1}$ ^[5]。然而,农田土壤 N_2O 、 CH_4 的大量排放导致目前农田生态系统仍整体表现为碳源^[6-7]。因此,为推进实现国家碳中和目标,积极应对和减缓全球气候变化,农田生态系统需要充分发挥其碳汇功能。

精准评估农田固碳变化对于促进我国农业固碳减排具有积极意义。在以往的研究中,农作物经济产量法是应用于农田生态系统碳汇估算的一类常见方法^[8-13]。然而需要指出的是,农田生态系统主要依靠土壤固碳,绝大部分作物碳在短期内经食物链等重新以 CO_2 形式返回大气,并不能实现长效稳定固碳^[14]。因此,该方法实际上已不适用于对当前农田生态系统碳汇的估算。现有的农田土壤固碳估算更多关注的是固碳潜力,即土壤有机碳饱和状态下的碳密度或是相较于历史时期的增长潜力^[15-16]。固碳潜力估算方法主要包括长期试验外推、经验公式估算和过程模型模拟三类,但由于土壤有机质形成机理和周转过程认识、观测数据误差、时空分辨率及可获取性等因素限制,这些方法均存在不确定性^[17]。农田土壤固碳速率(即一定时间内一定面积的土壤固碳量)也是估算的对象之一,目前主要通过Meta分析、土壤调查数据差减和过程模型模拟估算^[17-18]。前两种方法无法分析固碳速率逐年动态变化和预测未来,而过程模型则有赖于实测数据,在数据难以获取、参数不充分的情况下难以直接估算^[19]。固碳速率法是近年用于估算农田生态系统土壤固碳功能的方法之一,具有数据易获

取、计算方法简便以及可分析动态变化的优势。谭美秋等^[20]已用该方法对河南省农田生态系统碳汇进行核算,发现其结果与净碳汇法的结果呈现出相似规律。过程模型是用于预测农田土壤固碳的主流方法,但如前所述仍具有局限性。

近年来,机器学习已广泛应用于各研究领域,但尚未在农田系统固碳估算与预测方面得到充分应用。在众多机器学习方法中,随机森林(Random forest)和神经网络(Neural network)是当前比较经典的机器学习方法。随机森林是分类和回归树的集合,使用预测变量的二元分割来确定结果预测的模型^[21],与单一决策树模型相比,随机森林提供了更高的预测精度^[22]。而在神经网络中,BP神经网络作为一种被广泛使用的网络模型,具有较强的非线性映射能力、泛化能力和容错能力,同时也具有较强的预测能力^[23]。鉴于此,将机器学习应用于农田生态系统固碳估算,可以极大丰富该领域的研究手段。

目前,由于农田土壤固碳量实测数据在获取方面仍然匮乏,对区域尺度的农田生态系统固碳动态变化及预测的国内研究仍相对较少。江苏省是农业资源约束型省份,全省耕地土壤有机质平均含量为 $23.81\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$,中低等耕地约占68.45%,区域普遍存在各类障碍因子,地力提升与固碳减排受到严重制约^[24]。此前的研究表明,江苏省农业碳排放仍处在较高水平^[25],强化农田固碳已是刻不容缓。因此,本文以江苏省为研究对象,采用固碳速率法主要对其2005、2010、2015、2020年农田固碳量的时空分布特征进行分析,同时基于2005—2020年估算结果,通过随机森林和神经网络两种机器学习的建模方法对可能的影响因素进行重要性分析,并通过调参比较两种模型的精度,择优预测江苏省2021—2060年基于当前农业

发展趋势的农田生态系统固碳量,以期江苏省农业固碳提供量化参考,并为农田生态系统固碳估算提供更为简便、可行的新方法。

1 材料与方法

1.1 陆地生态系统固碳量估算方法

本文依据生态环境部环境规划院、中国科学院生态环境研究中心编制的《陆地生态系统生产总值(GEP)核算技术指南》(以下简称《指南》),采用固碳速率法对江苏省陆地生态系统、江苏省13个地级市农田生态系统2005、2010、2015、2020年的固碳量进行核算。其中,陆地生态系统估算模型如下:

$$Q_t = FCS + GSCS + WCS + CSCS \quad (1)$$

式中: Q_t 为陆地生态系统总固碳量(以C计,下同), $t \cdot a^{-1}$; FCS 为森林(及灌丛)固碳量, $t \cdot a^{-1}$; $GSCS$ 为草地固碳量, $t \cdot a^{-1}$; WCS 为湿地固碳量, $t \cdot a^{-1}$; $CSCS$ 为农田固碳量, $t \cdot a^{-1}$ 。本文中森林、湿地和草地固碳速率法核算公式具体详见《指南》,农田生态系统固碳估算模型如下:

$$CSCS = (BSS + SCSR_N + PR \times SCSR_s) \times SC \quad (2)$$

式中: $CSCS$ 为农田土壤固碳量, $t \cdot a^{-1}$; BSS 为无固碳措施条件下的农田土壤固碳速率, $t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$; $SCSR_N$ 为施用化学氮肥和复合肥的农田土壤固碳速率, $t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$; $SCSR_s$ 为秸秆全部还田的农田土壤固碳速率, $t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$; PR 为农田秸秆还田推广施行率,%; SC 为农田面积, hm^2 。 PR 的取值具体见表1。

表1 江苏省农田秸秆还田率

Table 1 Promotion and implementation rate of straw returning on farmland in Jiangsu Province

年份 Year	秸秆还田率 Straw return rate/%	参考文献 Reference
2005	23.01	[26]
2010	30.00	[27]
2015	51.50	[28]
2020	77.20	[29]

其中,无固碳措施条件下的农田土壤固碳速率:

$$BSS = NSC \times BD \times H \times 0.1 \quad (3)$$

式中: NSC 为无化学肥料和有机肥料施用的情况下,我国农田土壤有机碳的变化, $g \cdot kg^{-1} \cdot a^{-1}$; BD 为土壤容重, $g \cdot cm^{-3}$; H 为土壤厚度,cm。江苏省 NSC 取值为-0.06, BD 取值为 $1.253 g \cdot cm^{-3}$, H 取值为20 cm。

施用化学氮肥、复合肥和秸秆还田的土壤固碳速

率(南方农区):

$$SCSR_N = 1.5339 \times TNF - 266.7 \quad (4)$$

式中: TNF 为单位面积耕地化学氮肥、复合肥总施用量, $kg \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$ (以N计):

$$TNF = (NF + CF \times 0.3) / S_P \quad (5)$$

式中: NF 和 CF 为化学氮肥和复合肥施用量,t; S_P 为耕地面积, hm^2 。

秸秆还田的固碳速率(南方农区):

$$SCSR_s = 43.548 \times S + 375.1 \quad (6)$$

式中: S 为单位耕地面积秸秆还田量, $t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1}$ 。

$$S = \sum_{j=1}^n CY_j \times SGR_j / S_P \quad (7)$$

式中: CY_j 为作物 j 在当年的产量,t; SGR_j 为作物 j 的草谷比。作物草谷比具体见表2。

表2 主要作物的草谷比

Table 2 Grass to grain ratio of main crops

作物 Crop	草谷比 Straw to grain ratio(SGR_j)
水稻	0.623
小麦	1.366
玉米	2.000
棉花	8.100
油菜	2.000
甘蔗	0.100

1.2 农田生态系统固碳量预测模型

1.2.1 Holt平滑指数法构建2021—2060年数据集

选取农作物播种面积、有效灌溉面积、化肥施用量、秸秆总量、秸秆还田量(秸秆总量和还田量采用固碳速率法计算)、粮食总产量、粮食单位面积产量7个指标作为解释变量(输入变量)构建机器学习预测模型,各解释变量采用Holt平滑指数法对2021—2060年时间序列进行预测,构建预测数据集。Holt平滑指数法在简单指数平滑系数 α 的基础上增加了一个趋势的平滑系数 β ,因此可以较好地预测未来变化趋势。本研究Holt平滑指数法在Rstudio(v 2022.07.1+554)中采用R(v 4.2.2)提供的函数HoltWinters和forecast包(v 8.21)构建,具体建模步骤为:(1)读入2005—2020年时间序列;(2)通过HoltWinters进行两参数指数平滑拟合;(3)利用forecast包预测2021—2060年时间序列。

1.2.2 随机森林模型构建

本研究应用随机森林算法对2005—2020年的固碳速率法估算结果(2005、2010、2015、2020年除外的

其他年份用1.1节方法计算固碳量,其中秸秆还田率取2005、2010、2015、2020年相邻年份之间的平均值,下同)进行机器学习。选取农作物播种面积、有效灌溉面积、化肥施用量、秸秆总量、秸秆还田量、粮食总产量、粮食单位面积产量7个指标作为输入变量,以2005—2014年的变量数据作为训练集,并以2015—2020年的变量数据作为测试集,对江苏省2021—2060年农田生态系统的固碳趋势进行预测。本研究中随机森林模型在Rstudio(v 2022.07.1+554)中采用R语言randomForest包(v 4.7-1.1)构建。模型预测性能如图1所示,决策树的数量(ntree)在400以后的误差已基本趋于稳定(图1a),而mtry值(节点中用于二叉树的变量数)为2时误差相对较低(图1b),同时交叉验证的结果表明,选取7个解释变量数的误差低于选取变量数小于7的模型(图1c)。因此,本研究最终选择上述7个指标并以ntree=500、mtry=2的参数构建随机森林模型。

1.2.3 BP神经网络模型构建

本研究应用BP神经网络算法对2005—2020年的固碳速率法估算结果进行深度学习。同样选取农作物播种面积、有效灌溉面积、化肥施用量、秸秆总量、秸秆还田量、粮食总产量、粮食单位面积产量7个指标作为输入变量,以农田生态系统固碳量为输出变量,并以2005—2014年的变量数据作为训练集,以2015—2020年的变量数据作为测试集。该神经网络有1个隐含层,神经元个数为13个,输出层为1个,用训练好的BP神经网络模型预测江苏省2021—2060年农田生态系统的固碳潜力。本研究中BP神经网络模型在Rstudio(v 2022.07.1+554)中采用R语言neuralnet包(v 1.44.2)构建。模型设置当损失函数值小

于0.001时迭代终止,输出节点的激活函数为线性函数,采用权重回溯的rprop+算法。同时,通过repeat循环优化模型,控制模型测试的平均误差平方和(MSE)≤20,以此进一步提高模型预测精度。

1.2.4 模型精度评价

为了评价模型的拟合及预测能力,本研究根据平均误差平方和(MSE)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、相关系数(COR)和相对分析误差(RPD)5种指标做出评价。5种指标的计算公式如下:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{n} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (10)$$

$$COR = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) - (Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (11)$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (12)$$

式中: $\hat{y}_i$ 为机器学习模型的预测值; y_i 为固碳速率法的估算值; n 为测试集样本量; $\bar{X}$ 、 $\bar{Y}$ 为均值; SD 为样本标准差。

评价指标MSE、MAE、RMSE数值越小,COR、RPD数值越大则说明模型的预测值与固碳速率法的估算值之间差异越小,模型的预测能力越强。根据表3,无论是MSE、MAE还是RMSE,BP神经网络模型的数值均小于随机森林模型,而BP神经网络模型的COR

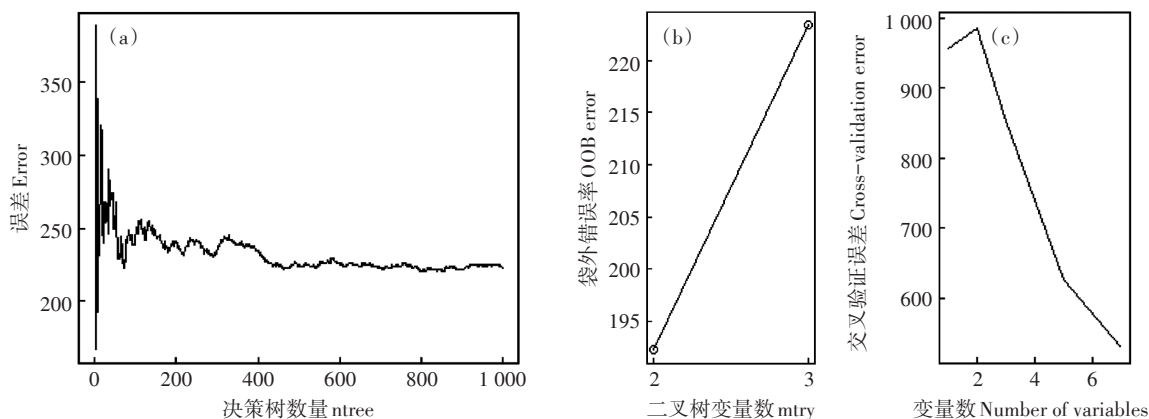


图1 随机森林模型预测性能

Figure 1 Prediction performance of random forest model

表3 两种预测方法的测试集预测误差比较

Table 3 Comparison of prediction errors between two prediction methods for test datasets

建模方法 Modeling method	平均误差平方和 MSE	平均绝对误差 MAE	均方根误差 RMSE	相关系数 COR	相对分析误差 RPD
随机森林	7 026.470	34.221	83.824	0.062	0.008
BP神经网络	10.587	1.328	3.254	0.991	7.763

注:5种指标根据2015—2020年测试集估算值与模型预测值计算。
Note:The five indicators are calculated based on the estimated value and model prediction value from 2005 to 2020.

值不仅高于随机森林模型,而且更是接近于1,同时RPD值也明显高于随机森林模型,由此表明BP神经网络模型具有相对更强的预测能力。

1.3 数据来源

本文数据来源于国家统计局国家数据网站、历年《中国统计年鉴》《江苏省统计年鉴》和江苏省13个地级市统计年鉴。

2 结果与分析

2.1 江苏省农田生态系统固碳时空分布特征

2.1.1 江苏省农田生态系统在陆地生态系统固碳中的贡献

根据固碳速率法核算结果,全省陆地生态系统固碳量近年呈现升高趋势,由2005年的201.08万t·a⁻¹升至2020年的1 400.73万t·a⁻¹(图2)。其中,农田生态系统的固碳量由2005年的98.42万t·a⁻¹增加至2020年的282.55万t·a⁻¹,2020年相较2005年增加了187.08%。2005年,农田生态系统固碳量明显高于全省森林生态系统固碳量,而此后的2010、2015年和2020年的农田生态系统固碳量则远低于森林固碳量,但增长率仍高于森林生态系统。此外,全省湿地生态系统固碳量相对较低,而草地生态系统固碳量则远低于其他生态系统,故基本可以忽略。总体来看,

到2020年,江苏省农田生态系统固碳量在全省陆地生态系统固碳量中的占比达20.17%,固碳贡献仅次于森林生态系统。

2.1.2 江苏省农田生态系统固碳在区域尺度上的时空分布

具体来看,在时间序列上,2005—2020年,江苏省农田施用化肥(化学氮肥+复合肥)贡献的固碳量总体已呈下降态势;在空间分布上,施用化肥的固碳量大小依次为苏北>苏中>苏南,而在13个地级市中,徐州市施肥固碳量最大,盐城市、连云港市相对较大,而苏州市最少,到2020年这4个地级市的施用化肥固碳量分别为14.78万、12.16万、12.78万t·a⁻¹和-4.51万t·a⁻¹(图3a和图4)。2005—2020年,江苏省秸秆还田固碳量总体也呈现上升趋势,在空间分布上依然表现为苏北>苏中>苏南,其中盐城市固碳量最大,无锡市最小,到2020年分别为63.75万t·a⁻¹和4.65万t·a⁻¹(图3b和图4)。整体来看,在时间序列上,江苏省农田生态系统固碳量已经呈现出逐步提升的变化趋势,2020年13市固碳量均较2015年有所提高(图3c);而在空间分布上,固碳贡献最大的是苏北地区,其中2020年苏北地区固碳量为208.56万t·a⁻¹,分别是苏中、苏南地区的3.96倍和11.20倍(图4),而在13个地级市中,2020年盐城市固碳量最大,其次为徐州市,苏州市最少,分别为55.03万、53.06万t·a⁻¹和0.45万t·a⁻¹。

2.2 江苏省农田生态系统固碳量的特征变量重要性分析

由图5可知,无论是MSE增长率或是节点纯度增量,秸秆还田量均高居首位,说明其是江苏省农田生态系统固碳量最为重要的影响因素,其MSE增长率和节点纯度增量分别为7.89%和872.05。其次是粮食产量的两个指标(粮食总产量、粮食单位面积产量)以及化肥施用量,粮食总产量、粮食单位面积产量的MSE增长率分别为7.25%、7.86%,节点纯度增量分别为836.79、830.21,而化肥施用量的MSE增率为6.53%,节点纯度增量为707.45。秸秆总量的重要性

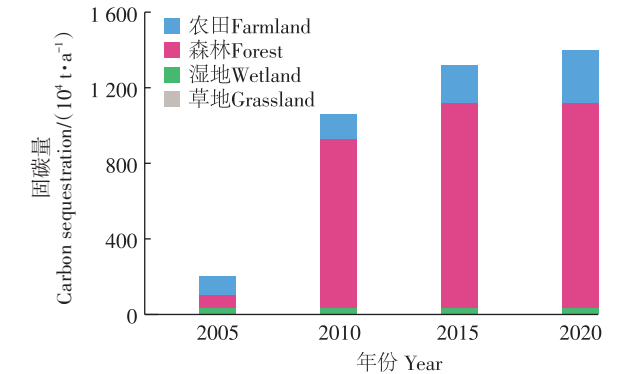


图2 2005、2010、2015、2020年江苏省陆地生态系统固碳量
Figure 2 Carbon sequestration in terrestrial ecosystems in Jiangsu Province in 2005, 2010, 2015, and 2020

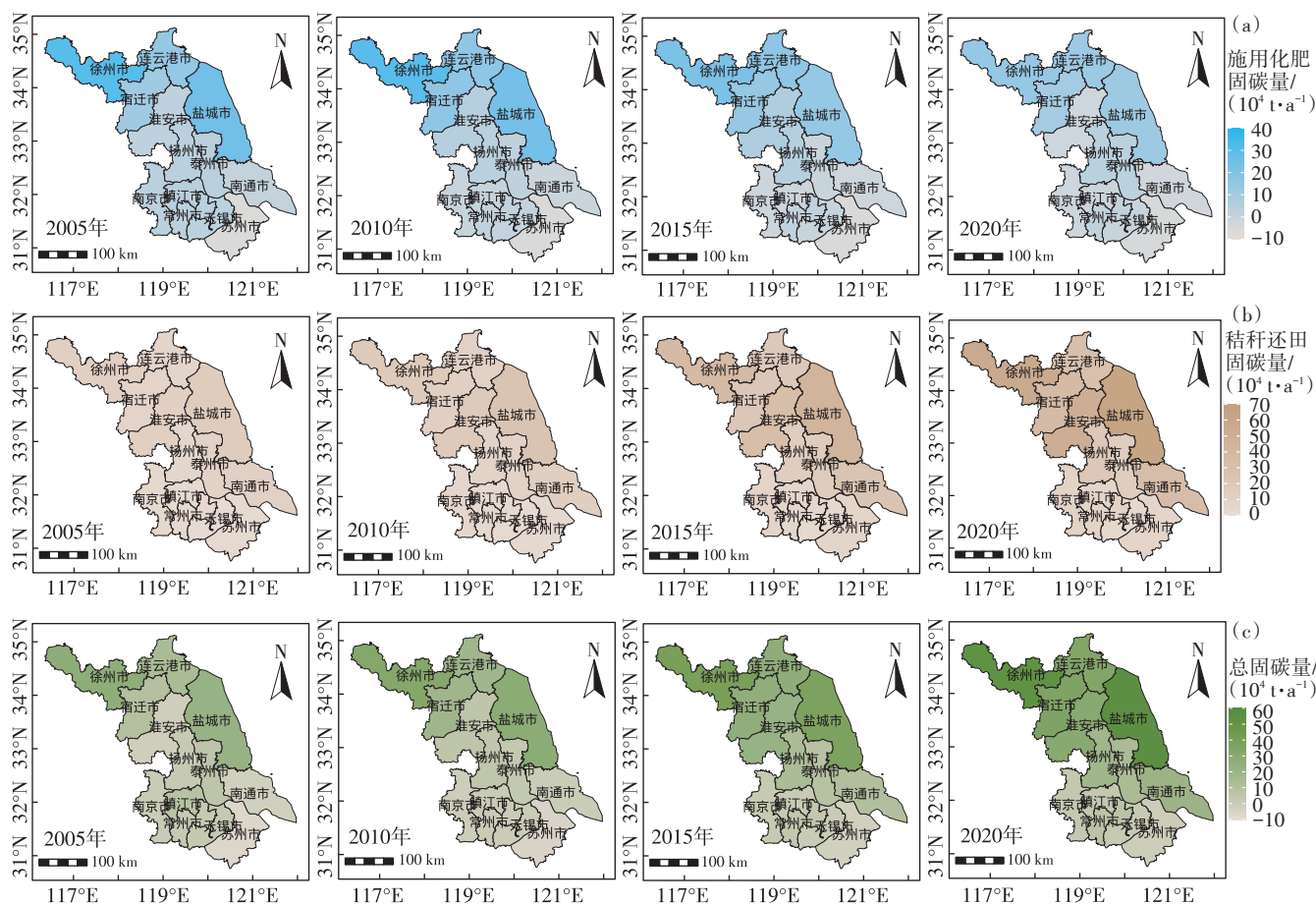


图3 2005、2010、2015、2020年江苏省农田施用化肥固碳量、秸秆还田固碳量和总固碳量

Figure 3 Farmland soil carbon sequestration in Jiangsu Province in 2005, 2010, 2015, and 2020 of application of chemical fertilizers, carbon sequestration by straw returning and total carbon sequestration

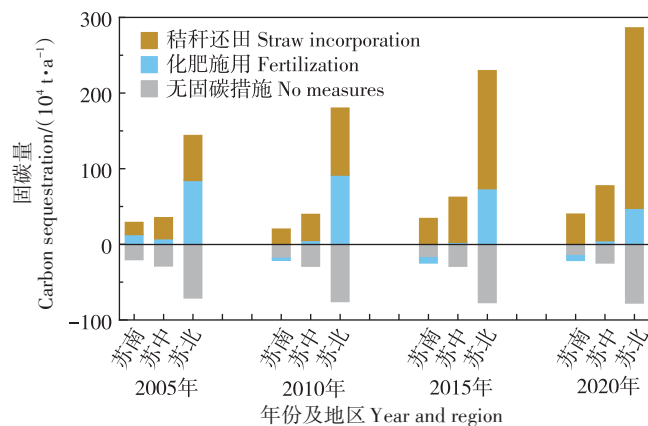


图4 2005、2010、2015、2020年江苏省分地区农田土壤固碳量

Figure 4 Farmland soil carbon sequestration in Jiangsu Province in 2005, 2010, 2015, and 2020

仅次于化肥施用量,但明显低于秸秆还田量,这也表明了提高秸秆还田率可能是进一步提升农田固碳的关键。其他变量中,播种面积也较重要,而有效灌溉

面积的重要性则最低, MSE 增长率与节点纯度增量仅为 -0.79% 和 97.04% 。

在神经网络中,广义权重是用于测度解释变量重要性的指标。若输入变量在所有观测值处的广义权重均趋近于0,则表明该变量取值的变化对输出变量影响较小。如图6所示(横轴为标准化后的变量数值),在利用neuralnet包计算的7个解释变量广义权重中,秸秆还田量、化肥施用量在部分观测值处具有相对于其他变量较高的广义权重,说明二者,特别是秸秆还田量的变化对输出变量(即农田固碳量)的影响较大。此外,粮食总产量、粮食单位面积产量以及播种面积也被观察到在较低或较高的观测值处具有高于其他观测值的广义权重,该结果也表明这3种解释变量对农田固碳量具有一定程度的影响。

2.3 江苏省农田生态系统固碳量预测

根据1.2.4的结果,选择预测精度相对更高的BP神经网络模型对2021—2060年江苏省农田生态系统

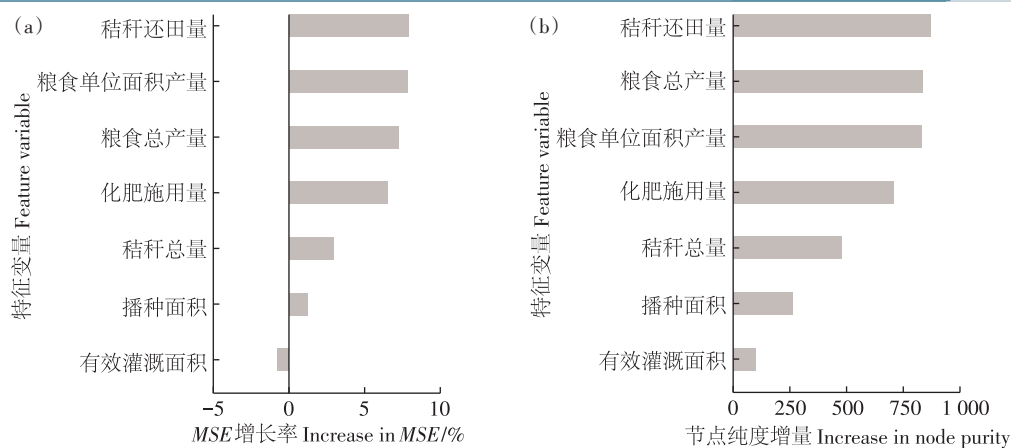


图5 基于随机森林模型的江苏省农田土壤固碳量影响因素重要性度量

Figure 5 Measurement of the importance of influencing factors of soil carbon sequestration in Jiangsu Province based on stochastic forest model

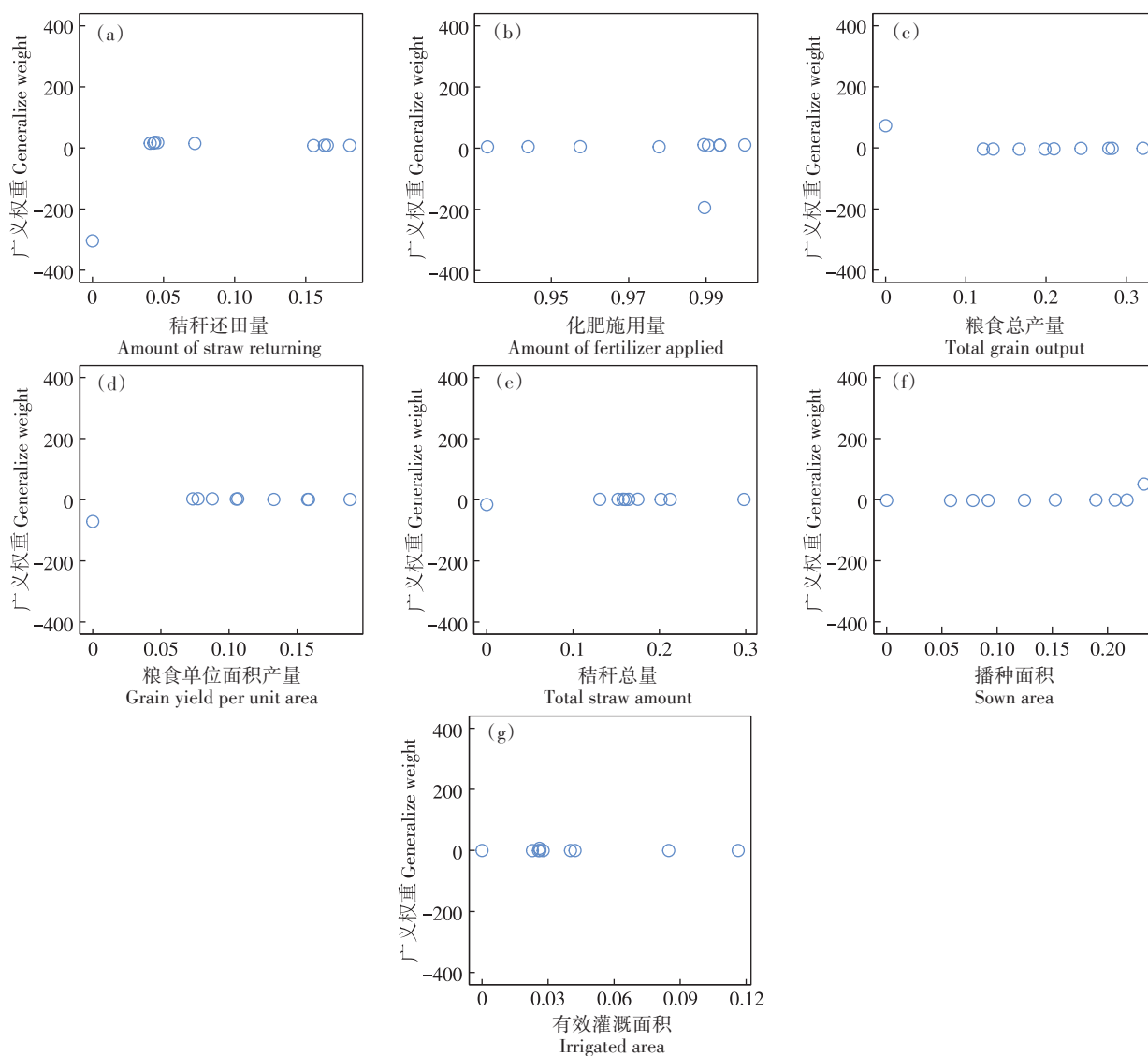


图6 BP神经网络模型的特征变量广义权重

Figure 6 Generalized weights of feature variables in BP neural network model

固碳量进行预测。结果表明(图7),按照当前江苏省农业发展趋势,预计2021—2060年期间,江苏省农田生态系统固碳量将表现为“快速升高—缓慢下降—缓慢回升”的变化趋势,其中2021—2026年固碳量持续升高,在2026年达到峰值,预测为365.26万 $\text{t}\cdot\text{a}^{-1}$,此后呈现一定程度的下调,2047年以后逐步回升,到2060年全省农田生态系统固碳量预计为348.12万 $\text{t}\cdot\text{a}^{-1}$ 。就整体而言,2026年以前为快速增长期,2026年以后基本处在稳定平台期。在具体的年份上,2026年江苏省农田土壤固碳量分别相较2005、2020年估算值分别提高271.12%、29.27%,而2060年则分别较2005、2020年估算值提高253.71%、23.21%。

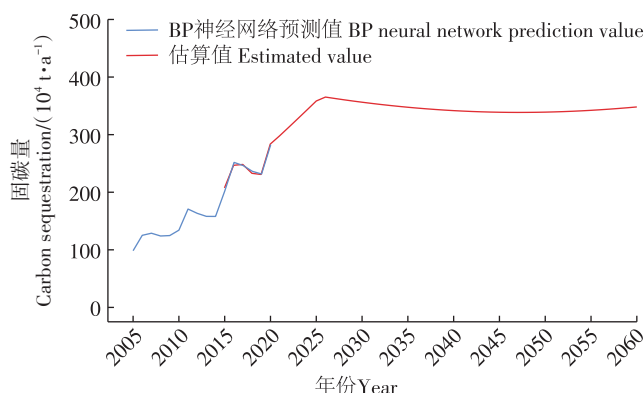


图7 江苏省2021—2060年农田生态系统固碳潜力预测

Figure 7 Prediction of carbon sequestration potential of farmland ecosystem in Jiangsu Province from 2021—2060

3 讨论

本文的估算结果显示,到2020年,江苏省农田生态系统土壤全年的固碳量已较2005、2010、2015年有明显提高,分别是2005、2010、2015年的2.87、2.11、1.39倍,表明江苏省农田土壤固碳近年来总体上已呈现出逐步提升的态势,这与近年来江苏省作物产量、秸秆还田率的提高密切相关。已有研究指出,农田土壤固碳与农田作物产量密切相关^[30]。罗玉叶等^[31]利用DNDC模型模拟了不同秸秆还田率下福建省水稻土未来的有机碳动态变化,发现秸秆还田率越高,土壤年均固碳速率和固碳总量越高。此外,基于此前对江苏省种植业碳排放的估算结果^[25],笔者发现尽管目前江苏省农田整体上仍然表现为碳源,但也已有向碳汇转变的趋势。以往江苏省农田碳汇估算研究更多关注的是作物固碳,而忽视了土壤固碳,但也得到了类似的结果。例如,许萍萍等^[32]在仅估算作物固碳的

基础上,发现2001—2016年江苏省农田生态系统的碳吸收量总体呈现增加趋势。在本研究中,江苏省苏北、苏中、苏南农田生态系统固碳量近年均呈现升高趋势,而苏北的农田生态系统固碳量明显高于苏中、苏南地区,这与苏北地区耕地面积相对大于苏中、苏南地区有关。总体上,江苏省近年来实施化肥减施增效战略已见成效,化肥贡献的碳排放已逐步减少,虽然化肥施用增加的固碳也相应减少,但秸秆还田等措施的推行则更多地提升了农田土壤的固碳量,保障了全省农田固碳量不断升高。

本研究基于机器学习构建的两种模型中,秸秆还田量均对农田土壤固碳具有重要影响。研究表明,秸秆还田可以显著提高我国农田土壤有机碳含量,使土壤有机碳含量平均提高了13.97%,但秸秆还田的持续时间也不宜太长,过长时间可能导致土壤有机碳含量减少^[33]。在本文构建的随机森林模型中,秸秆还田对江苏省农田土壤固碳量的贡献明显大于化肥施用,而BP神经网络的重要性分析结果则表明,化肥施用量对农田土壤固碳同样具有不亚于秸秆还田的重要作用。两种模型存在一定的差异,这与选择的特征变量以及样本量的大小有关。但不可否认的是,化肥施用对于农田土壤固碳确有积极作用。已有研究表明,施用化肥比仅施有机肥的土壤固碳效率更高^[34]。Han等^[35]采用Meta分析的方法发现全球表层土壤有机碳在化肥不平衡施用和化肥平衡施用的条件下分别增加了 $0.9\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 和 $1.7\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。事实上,化肥对农田土壤固碳发挥出的重要作用很可能在将其与秸秆或是有机肥等结合时更为充分地表现出来。例如,Zhang等^[36]发现将作物秸秆与施化肥相结合可以提高淮河流域黑土土壤活性有机质含量、有机质品质,是实现可持续生产的有效途径;Yang等^[37]发现耕地施用有机肥显著提高了土壤碳氮积累率,但有机肥与化肥配施时影响更大,每年可累积碳 $2.01\text{ t}\cdot\text{hm}^{-2}$ 。

由于大量的实测数据难以获取,本文基于有限的估算值构建模型,可能对农田固碳量存在一定程度的低估。因为除本研究预测模型所输入的7个特征变量以外,仍存在诸多对农田土壤固碳具有重要影响的因素,这些因素均可能导致模型存在不确定性。例如,已有研究表明,施用有机肥^[34],耕作措施如免耕^[38]、深耕^[39],以及土壤类型中如高初始碳含量的土壤^[40]等均对土壤固碳具有积极作用。此外,农田土壤固碳还明显受到自然因素(如气候)、土壤属性以及人为因素(如轮作制度)等因素的影响^[30]。其中,气候影

响土壤有机碳的积累和分解过程,土壤质地、pH值、通气性和土壤结构等理化性质则是影响土壤有机碳库容量的重要因素,施肥、耕作、秸秆管理等农业措施则影响土壤碳输入和输出^[17]。这些变量的影响需要在积累大量实测数据的基础上使用,在以后的模型中应予以充分考虑。在本文选择的两种机器学习预测模型中,尽管随机森林可以减少获得预测所需的变量数量,以减轻数据收集负担并提高效率^[22],但其并没有表现出较好的预测精度,这可能与训练集样本量较少有关,也可能与选择的特征变量重要性不足有关。因此,可以认为在样本量相对较少的情况下,相较于随机森林模型,采用BP神经网络模型对农田生态系统土壤固碳进行预测可能会具有更大的优势。本文基于BP神经网络模型的预测结果表明,在2021—2060年的40年间,江苏省农田年固碳量在短期内将持续快速升高,但此后会增长减缓进入平台期,这与耕地面积、作物产量、秸秆还田量等将在未来达到饱和和有密切关系。由此可知,在未来如何从农田固碳技术层面上进一步实现突破,将会是推进农业减排增汇乃至最终达成碳中和目标的关键所在。

4 结论与建议

4.1 结论

(1)在时间序列上,江苏省近年农田生态系统固碳量整体呈现升高的趋势,到2020年,估算量为 $282.55 \text{ 万 t} \cdot \text{a}^{-1}$,在陆地生态系统固碳总量中占比达20.17%。

(2)在空间分布上,固碳贡献最大的是苏北地区,无论是施用化肥还是秸秆还田贡献的固碳量均呈现苏北高于苏中、苏南地区的态势。

(3)重要性分析结果表明,秸秆还田量对农田固碳量的影响最大。在随机森林模型中,粮食产量、化肥施用量的重要性仅次于秸秆还田量,重要性相对高于其他变量;而在BP神经网络模型中,化肥施用量对农田固碳量也具有较大的影响。

(4)BP神经网络模型相较于随机森林模型具有更高的预测精度。BP神经网络模型预测2021—2060年江苏省农田生态系统固碳量将表现为“快速升高—缓慢下降—缓慢回升”的趋势,2021—2026年间固碳量持续升高并达到峰值($365.26 \text{ 万 t} \cdot \text{a}^{-1}$),到2060年固碳量为 $348.12 \text{ 万 t} \cdot \text{a}^{-1}$ 。因此,预计未来江苏省农田生态系统固碳量仍会在短期内持续升高,但随后将进入相对稳定的平台期。

4.2 建议

(1)鉴于秸秆还田对农田生态系统固碳的重要贡献,建议进一步提高秸秆还田率及其固碳效率,推广秸秆炭化还田等技术,并通过积极开展不同秸秆还田方式的田间试验,构建新型秸秆还田技术,在实现秸秆还田长效稳定固碳的同时,持续提升农田生态系统的固碳潜力。

(2)建议进一步广泛开展有机肥施用、绿肥种植还田、轮作等土壤固碳措施条件下农田土壤固碳速率的观测工作,同时将相应措施的活动水平数据纳入统计范围内,未来可以基于大量实测数据,校正、完善现有的估算方法,提高估算方法的时空分辨率,同时还可以进一步用于构建并优化基于机器学习的预测模型,尤其是在农田固碳影响因素的解析和模型解释变量的筛选方面进行更深入系统地探索,从而实现对农田生态系统固碳变化趋势更为精准、全面的估算。

参考文献:

- [1] 张旭博, 孙楠, 徐明岗, 等. 全球气候变化下中国农田土壤碳库未来变化[J]. 中国农业科学, 2014, 47(23): 4648–4657. ZHANG X B, SUN N, XU M G, et al. Soil organic carbon in agricultural soils in China under global climate change[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2014, 47(23): 4648–4657.
- [2] 赵明月, 刘源鑫, 张雪艳. 农田生态系统碳汇研究进展[J]. 生态学报, 2022, 42(23): 9405–9416. ZHAO M Y, LIU Y X, ZHANG X Y. A review of research advances on carbon sinks in farmland ecosystems[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2022, 42(23): 9405–9416.
- [3] 郑聚峰, 程琨, 潘根兴, 等. 关于中国土壤碳库及固碳潜力研究的若干问题[J]. 科学通报, 2011, 56(26): 2162–2173. ZHENG J F, CHENG K, PAN G X, et al. Perspectives on studies on soil carbon stocks and the carbon sequestration potential of China[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2011, 56(26): 2162–2173.
- [4] NAIR P K R, NAIR V, GAMA-RODRIGUES E, et al. Soil carbon in agroforestry systems: an unexplored treasure? [J]. *Nature Precedings*, 2009. doi: 10.1038/npre.2009.4061.1.
- [5] 赵宁, 周蕾, 庄杰, 等. 中国陆地生态系统碳源/汇整合分析[J]. 生态学报, 2021, 41(19): 7648–7658. ZHAO N, ZHOU L, ZHUANG J, et al. Integration analysis of the carbon sources and sinks in terrestrial ecosystems, China[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(19): 7648–7658.
- [6] GAO B, HUANG T, JU X, et al. Chinese cropping systems are a net source of greenhouse gases despite soil carbon sequestration[J]. *Global Change Biology*, 2018, 24(12): 5590–5606.
- [7] WANG Y, TAO F, YIN L, et al. Spatiotemporal changes in greenhouse gas emissions and soil organic carbon sequestration for major cropping systems across China and their drivers over the past two decades[J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 833: 155087.
- [8] 葛瑞阳, 王双双, 孙中学, 等. 长三角地区农业碳源汇核算及特征研

- 究[J]. 农业与技术, 2022, 42(16):85-90. GE R Y, WANG S S, SUN Z X, et al. Study on the accounting and characteristics of agricultural carbon sources and sinks in the Yangtze River Delta[J]. *Agriculture and Technology*, 2022, 42(16):85-90.
- [9] 李明琦, 刘世梁, 武雪, 等. 云南省农田生态系统碳足迹时空变化及其影响因素[J]. 生态学报, 2018, 38(24):8822-8834. LI M Q, LIU S L, WU X, et al. Temporal and spatial dynamics in the carbon footprint and its influencing factors of farmland ecosystems in Yunnan Province[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(24):8822-8834.
- [10] 王梁, 赵杰, 陈守越. 山东省农田生态系统碳源、碳汇及其碳足迹变化分析[J]. 中国农业大学学报, 2016, 21(7):133-141. WANG L, ZHAO J, CHEN S Y. Analysis of ecosystem carbon sources/sinks and carbon footprint in farmland ecosystem of Shandong Province[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2016, 21(7):133-141.
- [11] 翁翎燕, 朱振宇, 韩许高, 等. 江苏省农田植被净碳汇时空格局分析[J]. 农业工程学报, 2018, 34(6):233-241. WENG L Y, ZHU Z Y, HAN X G, et al. Spatial-temporal pattern of net carbon sink of farmland vegetation in Jiangsu Province[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(6):233-241.
- [12] 张鹏岩, 何坚坚, 庞博, 等. 农田生态系统碳足迹时空变化:以河南省为例[J]. 应用生态学报, 2017, 28(9):3050-3060. ZHANG P Y, HE J J, PANG B, et al. Temporal and spatial differences in carbon footprint in farmland ecosystem: a case study of Henan Province, China[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2017, 28(9):3050-3060.
- [13] 张婷, 蔡海生, 张学玲. 基于碳足迹的江西省农田生态系统碳源/汇时空差异[J]. 长江流域资源与环境, 2014, 23(6):767-773. ZHANG T, CAI H S, ZHANG X L, et al. Spatial-temporal dynamics of farmland ecosystem carbon source/sink based on carbon footprint in Jiangxi Province[J]. *Resources and Environment in the Yangtze Basin*, 2014, 23(6):767-773.
- [14] YU H, ZHANG G, MA J, et al. Elevated atmospheric CO₂ reduces CH₄ and N₂O emissions under two contrasting rice cultivars from a subtropical paddy field in China[J]. *Pedosphere*, 2022, 32(5):707-717.
- [15] 姜蓝齐, 臧淑英, 张丽娟, 等. 松嫩平原农田土壤有机碳变化及固碳潜力估算[J]. 生态学报, 2017, 37(21):7068-7081. JIANG L Q, ZANG S Y, ZHANG L J, et al. Temporal and spatial variations of organic carbon and evaluation of carbon sequestration potential in the agricultural topsoil of the Songnen Plain[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2017, 37(21):7068-7081.
- [16] 宋丹, 李双异, 汪景宽. 下辽河平原区农田土壤固碳潜力估算[J]. 土壤通报, 2014, 45(4):847-850. SONG D, LI S Y, WANG J K. Evaluation of carbon sequestration potential in cropland soil in the lower Liaohe River Plain[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2014, 45(4):847-850.
- [17] 赵永存, 徐胜祥, 王美艳, 等. 中国农田土壤固碳潜力与速率:认识、挑战与研究建议[J]. 中国科学院院刊, 2018, 33(2):191-197. ZHAO Y C, XU S X, WANG M Y, et al. Carbon sequestration potential in Chinese cropland soils: review, challenge, and research suggestions[J]. *Bulletin of the Chinese Academy of Sciences*, 2018, 33(2):191-197.
- [18] 赵占辉, 张丛志, 刘昌华, 等. 河南封丘县域农田土壤固碳速率空间变异特征及其影响因素[J]. 应用生态学报, 2016, 27(5):1479-1488. ZHAO Z H, ZHANG C Z, LIU C H, et al. Spatial variability of soil organic carbon sequestration rate and its influencing factors in Fengqiu County, Henan, China[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2016, 27(5):1479-1488.
- [19] 覃章才, 黄耀. 基于模型的农田土壤固碳潜力估算[J]. 中国科学: 生命科学, 2010, 40(7):658-676. QIN Z C, HUANG Y. Quantification of soil organic carbon sequestration potential in cropland: a model approach[J]. *Scientia Sinica (Vita)*, 2010, 40(7):658-676.
- [20] 谭美秋, 崔耀平, 马晓哲, 等. 河南省农田生态系统碳汇核算研究[J]. 生态与农村环境学报, 2022, 38(9):1129-1137. TAN M Q, CUI Y P, MA X Z, et al. Study on carbon sink estimation of cropland ecosystem in Henan Province[J]. *Journal of Ecology and Rural Environment*, 2022, 38(9):1129-1137.
- [21] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1):5-32.
- [22] SPEISER J L, MILLER M E, TOOZE J, et al. A comparison of random forest variable selection methods for classification prediction modeling[J]. *Expert Systems with Application*, 2019, 134:93-101.
- [23] LI J, DONG X, RUAN S, et al. A parallel integrated learning technique of improved particle swarm optimization and BP neural network and its application[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1):19325.
- [24] 郁洁, 高晖, 李文西, 等. 基于GIS的江苏省耕地质量等级评价[J]. 中国土壤与肥料, 2022(3):222-230. YU J, GAO H, LI W X, et al. Evaluation of cultivated land quality in Jiangsu Province based on GIS[J]. *Soil and Fertilizer Sciences in China*, 2022(3):222-230.
- [25] 邱子健, 靳红梅, 高南, 等. 江苏省农业碳排放时序特征与趋势预测[J]. 农业环境科学学报, 2022, 41(3):658-669. QIU Z J, JIN H M, GAO N, et al. Temporal characteristics and trend prediction of agricultural carbon emission in Jiangsu Province, China[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2022, 41(3):658-669.
- [26] 张金城, 刘松. 江苏省秸秆还田及秸秆综合利用的发展现状与思考[J]. 农业装备技术, 2006(3):13-14. ZHANG J C, LIU S. The development status and thinking of straw returning and straw comprehensive utilization in Jiangsu Province[J]. *Agricultural Equipment & Technology*, 2006(3):13-14.
- [27] 张燕. 江苏省秸秆还田机械发展战略研究[J]. 农机化研究, 2012, 34(12):240-243. ZHANG Y. The research on development strategy of Jiangsu Province crop residue recycling machine[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2012, 34(12):240-243.
- [28] 常志州, 靳红梅, 黄红英, 等. “十三五”江苏省秸秆综合利用策略与秸秆产业发展的思考[J]. 江苏农业学报, 2016, 32(3):534-541. CHANG Z Z, JIN H M, HUANG H Y, et al. New thinking regarding integrated utilization strategy and industrial development of crop straws in Jiangsu Province for the 13th Five Year Plan[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2016, 32(3):534-541.
- [29] 郭德杰, 罗佳, 马艳. 江苏省秸秆综合利用途径现状及发展策略[J]. 江苏农业科学, 2022, 50(3):248-252. GUO D J, LUO J, MA Y. Current situation and development strategy of straw comprehensive utilization in Jiangsu Province[J]. *Jiangsu Agricultural Science*, 2022,

- 50(3):248–252.
- [30] 徐明岗, 张旭博, 孙楠, 等. 农田土壤固碳与增产协同效应研究进展[J]. 植物营养与肥料学报, 2017, 23(6):1441–1449. XU M G, ZHANG X B, SUN N, et al. Advance in research of synergistic effects of soil carbon sequestration on crop yields improvement in croplands[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2017, 23(6):1441–1449.
- [31] 罗玉叶, 邱龙霞, 龙军, 等. 不同秸秆还田率情境下亚热带水田土壤的“碳汇”贡献模拟研究[J/OL]. 土壤学报: 1–18[2023–01–16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1119.p.20220916.1340.002.html>. LUO Y Y, QIU L X, LONG J, et al. Research on the carbon sink contribution of subtropical paddy field soil under different straw return rates[J]. *Acta Pedologica Sinica*: 1–18[2023–01–16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1119.p.20220916.1340.002.html>.
- [32] 许萍萍, 赵言文, 陈显明, 等. 江苏省农田生态系统碳源/汇、碳足迹动态变化[J]. 水土保持通报, 2018, 38(5):238–243. XU P P, ZHAO Y W, CHEN H M, et al. Dynamic change of carbon source/sink and carbon footprint of farmland ecosystem in Jiangsu Province[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2018, 38(5):238–243.
- [33] WANG Y, WU P, MEI F, et al. Does continuous straw returning keep China farmland soil organic carbon continued increase? A meta-analysis[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 288:112391.
- [34] HUANG X, JIA Z, JIAO X, et al. Long-term manure applications to increase carbon sequestration and macroaggregate-stabilized carbon[J]. *Soil Biology and Biochemistry*, 2022, 174:108827.
- [35] HAN P, ZHANG W, WANG G, et al. Changes in soil organic carbon in croplands subjected to fertilizer management: a global meta-analysis[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6:27199.
- [36] ZHANG L, CHEN X, XU Y, et al. Soil labile organic carbon fractions and soil enzyme activities after 10 years of continuous fertilization and wheat residue incorporation[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1):11318.
- [37] YANG R, SU Y Z, WANG T, et al. Effect of chemical and organic fertilization on soil carbon and nitrogen accumulation in a newly cultivated farmland[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2016, 15(3):658–666.
- [38] 魏燕华, 赵鑫, 翟云龙, 等. 耕作方式对华北农田土壤固碳效应的影响[J]. 农业工程学报, 2013, 29(17):87–95. WEI Y H, ZHAO X, ZHAI Y L, et al. Effects of tillages on soil organic carbon sequestration in North China Plain[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(17):87–95.
- [39] HAO M, HU H, LIU Z, et al. Shifts in microbial community and carbon sequestration in farmland soil under long-term conservation tillage and straw returning[J]. *Applied Soil Ecology*, 2019, 136:43–54.
- [40] NI H, LIU C, SUN B, et al. Response of global farmland soil organic carbon to nitrogen application over time depends on soil type[J]. *Geoderma*, 2022, 406:115542.

(责任编辑:李丹)