

重庆市农业碳排放时空特征分析与可解释预测

杨任飞¹, 任 福², 周 蕊^{1*}

(1. 重庆市农业科学院农业科技信息研究所, 重庆 401329; 2. 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉 430079)

摘 要: 准确理解区域内的农业碳排放状态、格局及变化趋势对科学合理地制定固碳减排政策具有重要意义。该研究以重庆市为例提出一套区域农业碳排放核算、分析及预测框架, 融合多源统计与遥感数据核算了 2004—2023 年的农业碳排放, 利用时空分析方法研究农业碳排放格局特征, 构建可解释的 ARIMA—XGBoost 预测模型研究了农业碳排放趋势。结果表明: 1) 重庆市年均农业碳排放约 243.459 万 t, 水稻甲烷和化肥是主要碳源, 年均排放量分别达 117.525 万 t 和 80.933 万 t。2) 重庆市农业碳排放存在显著的时空差异特征, 万州、梁平及忠县等区县是碳排放热点, 南岸、九龙坡及北碚等区县是碳排放冷点。3) 预测显示, 重庆市农业碳排放将由 2024 年的 218.709 万 t 逐渐降低至 2030 年的 178.752 万 t, 乡村从业人员、公路里程及农业生产总值等因素对农业碳排放变化的影响较大。研究丰富了区域碳排放评估体系, 可为重庆等地的农业农村绿色低碳发展提供科学参考。

关键词: 碳排放; 时空格局; 可解释机器学习; 预测模型; 重庆市

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202510099

中图分类号: S17

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2026)-12-0290-09

杨任飞, 任福, 周蕊. 重庆市农业碳排放时空特征分析与可解释预测[J]. 农业工程学报, 2026, 42(12): 290-298. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202510099 <http://www.tcsae.org>

YANG Renfei, REN Fu, ZHOU Rui. Spatiotemporal characteristics and explainable prediction of agricultural carbon emissions in Chongqing of China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2026, 42(12): 290-298. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202510099 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

农业生产覆盖了全球约 40% 的无冰陆地表面, 产出了全球约 25% 的温室气体排放量, 通过灌溉、土地管理、化肥与农药使用等方式深刻影响着全球环境, 是气候变化的重要驱动力量^[1-2]。随着中国碳达峰碳中和目标的确立和推进, 准确地核算、分析并预测农业碳排放成为学术研究热点, 对增强气候变化科学理解和促进固碳减排政策优化有着重要意义^[3-5]。

农业碳排放核算是格局分析与趋势预测的基础, 核算方法包括实地测量法、模型模拟法及排放系数法^[6]。实地测量法通过现场观测来直接或间接地计算碳排放量^[7-8], 常受限于数据获取条件与成本, 仅适用于小范围核算任务。模型模拟法根据典型生态系统内的生物地球化学过程建模, 可将实地测量的核心参数扩展应用至更大尺度^[9-10], 但该方法的模拟过程复杂, 难以适用于对区域社会经济系统的核算。排放系数法通过区分各类碳源及其排放系数来核算排放总量, 在联合国政府间气候变化专门委员会 (Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC) 主导应用下已成为国家或地区碳排放核算的代表

性方法。例如, 李波等^[11]区分化肥、农药、农膜、农机、翻耕及灌溉等 6 类碳源及其排放系数, 识别了中国省级尺度的农业碳排放特征。温涛等^[12]则从化肥、农药、农膜、农机、灌溉等 5 个方面进行核算, 在更新各省农业碳排放量的基础上, 引入莫兰指数 (Moran's I) 等时空分析方法研究了中国农业碳排放的空间集聚效应。进一步地, 邱子健等^[13]在江苏省碳排放核算结果基础上, 构建了一个由农业人口、GDP 及 CO₂ 排放强度驱动的趋势预测模型, 生成了江苏省农业固碳减排和绿色发展建议。史新杰等^[14]则核算了河南省农业碳排放, 并进一步引入机器学习可解释预测模型, 同步实现了碳排放趋势预测和驱动因素重要性排序的目标。一方面, 相关研究在碳排放核算结果的基础上不断深化^[15-16], 但为了响应排放系数法对不同碳源类型的细分要求, 普遍选择以内容全面的政府统计数据为支撑。然而, 以统计年鉴为代表的政府统计数据在省级以下行政区尺度上质量差别较大, 不同地区的数据统计内容、口径及完整性各异, 导致相关研究在重庆、贵州等统计数据不完善地区出现碳排放核算误差偏大或成果缺失^[17-18]。另一方面, 部分学者探索融合利用统计年鉴数据、遥感数据或地图数据等, 实现了对水稻、小麦等典型作物的碳排放核算^[19-20], 为弥补区域尺度的碳排放核算、分析及预测研究缺失提供了新思路。随着灌溉、耕地分布等新数据的涌现^[21-23], 具备了从农业 (种植业) 整体视角深入理解区域尺度碳排放时空特征及变化趋势的数据条件, 对于统计数据不完善地区的案例研究显现出必要而迫切的意义。

因此, 本文以重庆市为对象, 在排放系数法的基础上, 融合利用来自政府统计与遥感监测的多源数据进行

收稿日期: 2025-10-16 修订日期: 2026-04-01

基金项目: 重庆市技术创新与应用发展专项重点项目 (CSTB2025TIAD-QJQCXZXSFDX0001), 重庆市自然科学基金项目 (CSTB2025NSCQ-GPX1069)

作者简介: 杨任飞, 博士, 高级工程师。研究方向为农业时空信息工程。

Email: yangrenfei@cqaas.cn

*通信作者: 周蕊, 研究员。研究方向为农业大数据挖掘与应用。

Email: zhouri@cqaas.cn

碳排放核算，利用时空分析方法识别重庆市在 2004—2023 年间的农业碳排放时空趋势与格局，构建可解释机器学习模型预测重庆市农业碳排放未来变化，形成一套“核算—分析—预测”框架，以丰富完善区域农业碳排放评估体系，为重庆等地的农业农村减排固碳行动提供方法与决策支持。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

重庆市是中国西部地区唯一的直辖市，下辖 38 个区、县和少数民族自治县（图 1），属亚热带湿润型季风气候区。农业生产的光、水、热资源较为丰富，年均日照时数 1 156.4 h，年均降水量 1 136.5 mm，年均气温 17.7℃，年均相对湿度 79.9%，具有突出的少日照、多云雾、高湿度、长无霜期特征。重庆市的山地立体气候明显，降水丰沛但时空分布不均匀。全市幅员面积达 8.24 万 km²，包括耕地 1.85 万 km²，园地 0.29 万 km²，林地 4.69 万 km²，区域间农业生产条件差异显著。具体而言，重庆主城区都市区又包括中心城区、渝东新城和渝西地区三部分，以方山丘陵和平行岭谷地貌为主，地势相对平坦，盛产水稻、油菜、蔬菜等作物，以 1/3 的土地承载了 2/3 的人口。渝东南和渝东北地区的喀斯特地貌广布，地势陡峭，水热条件复杂多变，广泛种植玉米、薯类、脐橙、烟叶等特色农作物，是重要的土壤保持、生物多样性保护和水源涵养地区。

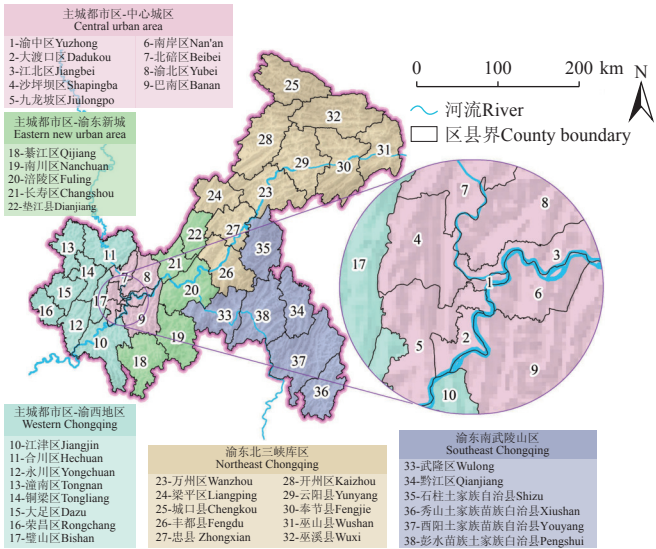


图 1 研究区概况
Fig.1 Overview of the study area

1.2 多源数据选择

以 2004—2023 年为碳排放核算时限，本文在一致空间框架下融合利用了源自政府统计的年鉴数据和源自遥感监测的水稻分布、耕地分布及灌溉率数据。政府发布的统计数据在全球及国家尺度碳排放核算中发挥了重要作用，《重庆统计年鉴》的农用作肥（折纯）施用量、农药使用量和农作物播种面积数据被用于核算历史碳排放量，地区生产总值、乡村从业人员等数据作为驱动因子用于预测未来碳排放。值得注意的是，本文还融合了水稻分布、耕地分布及灌溉率等遥感监测数据参与碳排

放核算：1）水稻分布数据，来自沈若缺、袁文平等构建的 CCD-Rice 数据集^[24-25]，利用 Landsat 和 Sentinel 卫星遥感数据提取，空间分辨率 30 m，在省级尺度的平均总体准确率达 89.89%，被用于水稻种植产生的甲烷（CH₄）和氧化亚氮（N₂O）排放量核算。2）耕地分布数据，来自杨杰、黄昕团队构建的 CLCD WHU 数据集^[26]，提取其中的耕地分布信息作为地膜使用量和农用柴油使用量的空间分配依据，该数据具有 30 m 空间分辨率，总体验证精度达 80%，耕地类别的验证 F1 值为 75.64%。3）耕地灌溉率数据，来自张凌等构建的 C IrrMap250 数据集^[27]，具有 250 m 空间分辨率，总体验证精度达 79%，F1 值达 78%，缺少的个别年份数据通过对整体时间序列数据集的线性插值补全。本文以重庆市区县级的行政区划数据为融合空间框架，该数据从国家地理信息公共服务平台（<https://www.tianditu.gov.cn/>）下载，保证了数据融合框架的可靠性。来源于政府统计和遥感监测的各类碳源数据均按照标准碳当量计算，从而在区县尺度上实现决策级融合利用。

1.3 农业碳排放核算方法

本文以排放系数法为基础，核算了重庆市典型农作物种植、投入品与能源消耗、耕作管理的碳排放。考虑到养殖业在全国碳排放总量中的占比相对较低^[28]，且与种植业碳源在排放机制、特征及空间格局上存在明显区别，故参照相关研究未纳入核算范围^[29-30]。

碳排放核算方法如下：

$$C = \sum C_i = \sum (T_i \times \delta_i) \tag{1}$$

式中 C 表示农业（种植业）碳排放总量，在本文中根据规模以 kg 或万 t 标准碳当量表示。 C_i 表示 i 类碳源的碳排放量， T_i 和 δ_i 分别表示 i 类碳源的规模和排放系数。各类碳源与融合空间框架关联，在区县尺度上计算生产规模。参考相关研究经验^[29]，从作物温室气体、农业投入品、农用能源消耗及耕作管理等 4 个方面核算，考虑了重庆市代表性作物水稻的 CH₄、N₂O 排放和化肥、农药、农膜、柴油、灌溉、翻耕排放等 8 种碳源，确定了各类碳源及排放系数（表 1）。对于以水稻种植为代表的作物 CH₄ 和 N₂O 温室气体排放，根据 IPCC 第五次评估报告中确定的增温潜势系数转换为标准碳当量，既每千克 CH₄ 约等于 6.82 kg C，每千克 N₂O 约等于 81.27 kg C，从而与其他碳源排放单位保持一致。

表 1 农业（种植业）生产的碳源及排放系数
Table 1 Carbon sources and emission factors of agricultural (planting) production

类型 Type	项目 Item	排放系数 Emission coefficient	单位 Unit	来源 Sources
作物温室气体	水稻 CH ₄	257.3	kg·hm ⁻²	[31]
	水稻 N ₂ O	0.24	kg·hm ⁻²	[31]
农业投入品	化肥	0.895 6	kg·kg ⁻¹	[28-29]
	农药	4.934 1	kg·kg ⁻¹	[28-29]
	农膜	5.186	kg kg ⁻¹	[28-29]
能源消耗	柴油	0.592 7	kg·kg ⁻¹	[11]
耕作管理	灌溉	20.476	kg·hm ⁻²	[11]
	翻耕	3.126	kg·hm ⁻²	[32]

注：碳排放以标准碳当量计。下同。
Note: Carbon emissions are measured in standard carbon equivalents. Same below.

1.4 碳排放时空分析方法

Theil-Sen (Ts) 斜率估计和 Mann-Kendall (M-K) 检验方法被用于碳排放核算及预测数据的时间变化趋势分析。莫兰指数 (Moran's I) 和 Getis-Ord G_i^* 指数被用于对区县尺度的碳排放空间格局分析。

Ts 是一种稳健的非参数统计趋势计算方法, 适用于长时间序列碳排放数据的趋势分析^[33-34], 可通过计算斜率来分析碳排放量的变化趋势^[35]。另外, M-K 检验方法被用于判断碳排放增长或下降趋势的显著性。M-K 方法也是一种非参数趋势检验方法, 并适用于长时间序列数据, 不要求测量值遵循正态分布, 也不受缺失值或异常值的影响, 通常与 Ts 斜率配合使用^[36]。

Moran's I 通常被用于解释空间对象在区域全局上的关联程度^[37], 能够探测各区县的碳排放是否存在显著的空间分布模式, 计算方法参考李颖等^[38]的研究。而 Getis-Ord G_i^* 指数是一种局部区域的空间热点分析方法^[37], 能够识别出各区县碳排放的高值 (热点) 和低值 (冷点) 集聚特征。应用显著性检验可对计算的 G_i^* 进行统计推断: 当 $G_i^* > 0$ 且显著时, 识别出碳排放的高值聚集区, 即热点区域; 当 $G_i^* < 0$ 且显著时, 识别出碳排放的低值聚集区, 即冷点区域。其余不显著的情况, 可以认为是统计学上意义上的随机分布现象^[37]。

1.5 可解释的碳排放预测模型

为了进一步理解重庆市各区县的未来碳排放变化, 本文还提出一种联合 ARIMA、机器学习及 SHAP 可解释算法的组合预测模型, 将 3 种子模型分别作为驱动变量预测、碳排放预测及预测结果解释的核心模块。

1.5.1 变量选取

预测模型的建立首先需要选取合适的输入变量。相关研究表明^[14,16,29], 碳排放主要受财富、人口、技术等因素影响。综合考虑重庆市农业农村现状及数据可获取性条件, 构建了预测模型的解释变量体系 (表 2)。具体而言, 从财富维度上以农业生产总值 (I_1) 与农村居民人均生活消费支出 (I_2) 分别代表农村富裕度与农民消费水平, 从人口维度上选择以城镇化率 (I_3) 与乡村从业人员 (I_4) 代表城乡人口比重与农业劳动力水平, 从技术维度上以农村用电量 (I_5) 与公路里程 (I_6) 分别反映新技术介入农业生产的能源与设施条件。

表 2 碳排放预测的变量选择

Table 2 Variable selection scheme for carbon emission prediction

变量 Variables	指标 Indicators	单位 Unit
I_1	农业生产总值	万元
I_2	农村居民人均生活消费支出	元
I_3	城镇化率	%
I_4	乡村从业人员	万人
I_5	农村用电量	kw/h
I_6	公路里程	km

1.5.2 ARIMA 模型

ARIMA 模型即自回归移动平均模型, 由自回归算法、差分过程和移动平均算法三部分构成, 是预测时间序列社会经济数据的经典方法, 适用于对碳排放变量的预测任务^[39]。对于预测过程中的平稳时间序列数据,

ARIMA 模型直接进行拟合。对于预测过程中的非平稳时间序列数据, 需要先进行差分转换, 再通过网格搜索法依据最小化的赤池信息准则 (akaike information criterion, AIC) 寻找最优自回归项、差分阶数及移动平均项参数^[40-41]。

1.5.3 机器学习模型

支持向量机 (support vector machine, SVM)、随机森林 (random forest, RF) 与极端梯度提升 (eXtreme gradient boosting, XGBoost) 等 3 个主流机器学习模型被用于碳排放预测变量的拟合对比。SVM 是理论完备的成熟机器学习算法之一, 在碳排放预测中具有唯一全局优化解、对样本噪声的鲁棒性好等潜在优点^[42]。RF 则是一种包含多棵决策树的集成学习算法, 在碳排放预测的模型稳定性及泛化能力方面具有潜在优势^[42]。XGBoost 作为对传统梯度提升算法的扩展和优化, 在碳排放预测中具有正则化防止过拟合、对变量共线性不敏感等潜在优点^[43-44]。本文使用 2004—2021 年的碳排放数据及变量数据来训练机器学习模型, 利用时间序列交叉验证方法划分为 5 份进行模型优化和验证。对于包含学习树的 RF 和 XGBoost 模型, 设置子学习器数量为 100, 学习树的最大深度为 6。使用 2022—2023 年的碳排放数据及预测变量数据作为测试集, 独立评估本文构建模型在预测变量上的泛化性。而 3 种模型间的对比通过均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 及决定系数 (R^2) 来分析评价^[10,14]。

1.5.4 模型解释

SHAP 方法是一种基于博弈论的机器学习预测结果解释技术, 通过计算各个驱动变量在模型中的平均边际贡献来衡量其对预测结果的贡献水平, 被用于机器学习模型的预测结果解释^[44-45]。相较于其他的变量重要性测度方法, SHAP 方法不仅提供了统一框架来进行变量重要性排序, 也在贡献度评价时满足了一致性条件^[45]。SHAP 值的计算方法如下:

$$\varphi_i = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|! (|N| - |S| - 1)!}{|N|!} [f(S \cup \{i\}) - f(S)] \quad (2)$$

式中 φ_i 即第 i 个变量的 SHAP 值, N 为所有变量的集合, S 为不包含变量 i 的集合, $f(S)$ 为模型在集合 S 中的输出预测值。 $f(x)$ 是特征变量 SHAP 值的线性函数, 计算方法如下:

$$f(x) = \varphi_0 + \sum_{i=1}^m \varphi_i \quad (3)$$

式中 $f(x)$ 为模型对输入样本 x 的预测值, m 为特征变量数, φ_0 为所有样本的预测均值。

2 结果与分析

2.1 重庆市农业碳排放核算结果

图 2 展示了 2004—2023 年的重庆市碳排放规模, 年均碳排放量为 243.459 万 t。碳排放量最低的年份是 2006 年, 约 233.634 万 t。排放量最高的年份是 2014 年, 约 253.336 万 t。排放量存在一定的年际变化波动, 但总体呈稳定态势, 数据序列的标准差约 6.475 万 t。基于相同的碳排放系数, 依靠统计数据能够在重庆市市级尺度上核算农业碳排放规模, 可作为本文碳排放核算方法的

可靠性参照。统计数据核算结果显示, 2004—2023 年间重庆市农业碳排放量为 226.895 万至 257.278 万 t。图 3 进一步揭示了两种方法核算结果的显著相关性, R^2 达 0.932, 且 $P<0.001$ 。相比而言, 仅使用统计数据核算碳排放量的数据序列标准差达 8.752 万 t, 呈现出更大的波动性。融合多源数据的碳排放核算结果更好地体现了农业发展“稳字当头、稳中求进”的现实情况, 原因是来自遥感手段的多源数据相较于社会统计数据更为平稳, 一定程度上克服了统计过程中的人为干扰。

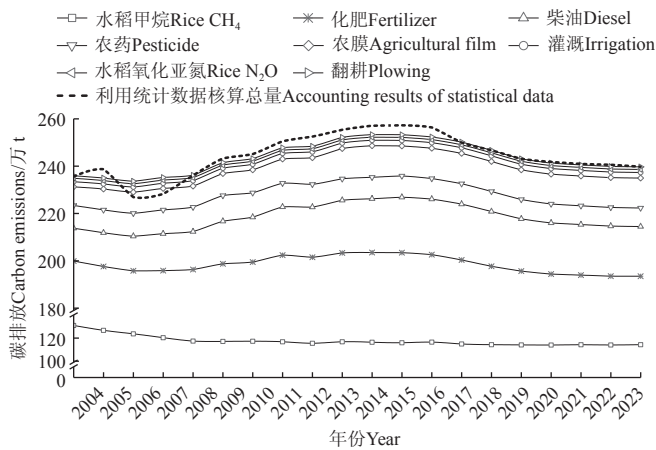


图 2 2004—2023 年重庆市农业碳排放量

Fig.2 Carbon emissions from agriculture in Chongqing from 2004 to 2023

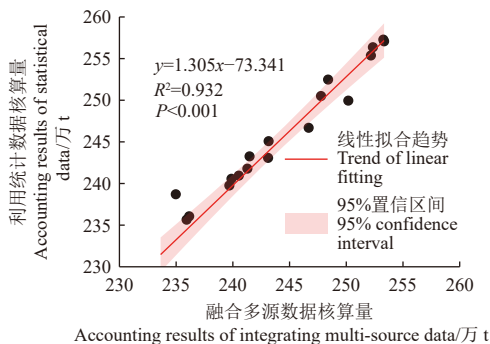


图 3 两种碳排放核算结果的相关性分析

Fig.3 Correlation analysis of two carbon emission accounting

2.2 重庆市农业碳排放结构分析

从碳排放的来源看, 本文核算的 8 种碳源存在显著差异 (图 4)。水稻 CH_4 排放是最大碳源, 年均排放量 117.525 万 t, 呈显著下降趋势 ($R^2=0.663$, $P<0.001$)。水稻 N_2O 排放与使用相同数据核算的水稻 CH_4 排放趋势一致, 但年均排放量仅约 1.306 万 t。化肥投入品的排放量较高, 年均排放约 80.933 万 t, 并经历了由增长向降低快速转换的过程。农膜和农药投入品的碳排放变化过程类似, 年均排放量分别为 19.943 万和 9.141 万 t。由于转换的时间节点不同, 农膜碳排放总体上表现为显著的快速下降 ($R^2=0.640$, $P<0.001$), 农药碳排放表现为显著的快速下降 ($R^2=0.764$, $P<0.001$)。柴油和灌溉产生的碳排放经历快速增长过程后进入相对稳定的阶段, 年均排放量分别约为 11.214 万和 2.320 万 t, 总体均呈显著增长趋势, R^2 分别为 0.774 和 0.505, 且 $P<0.001$ 。翻

耕产生的排放规模最小, 年均排放量仅 1.078 万 t, 且无显著变化趋势。就碳源的类型而言, 水稻 CH_4 主导的作物温室气体碳排放最高, 年均碳排放达 118.831 万 t, 年均占比达 48.809%。农业投入品使用产生的年均碳排放量亦高达 110.017 万 t, 占比达 45.189%。而农用能源消耗和耕作管理过程产生年均碳排放量分别为 11.214 万与 3.398 万 t, 占比分别为 4.606% 与 1.396%。

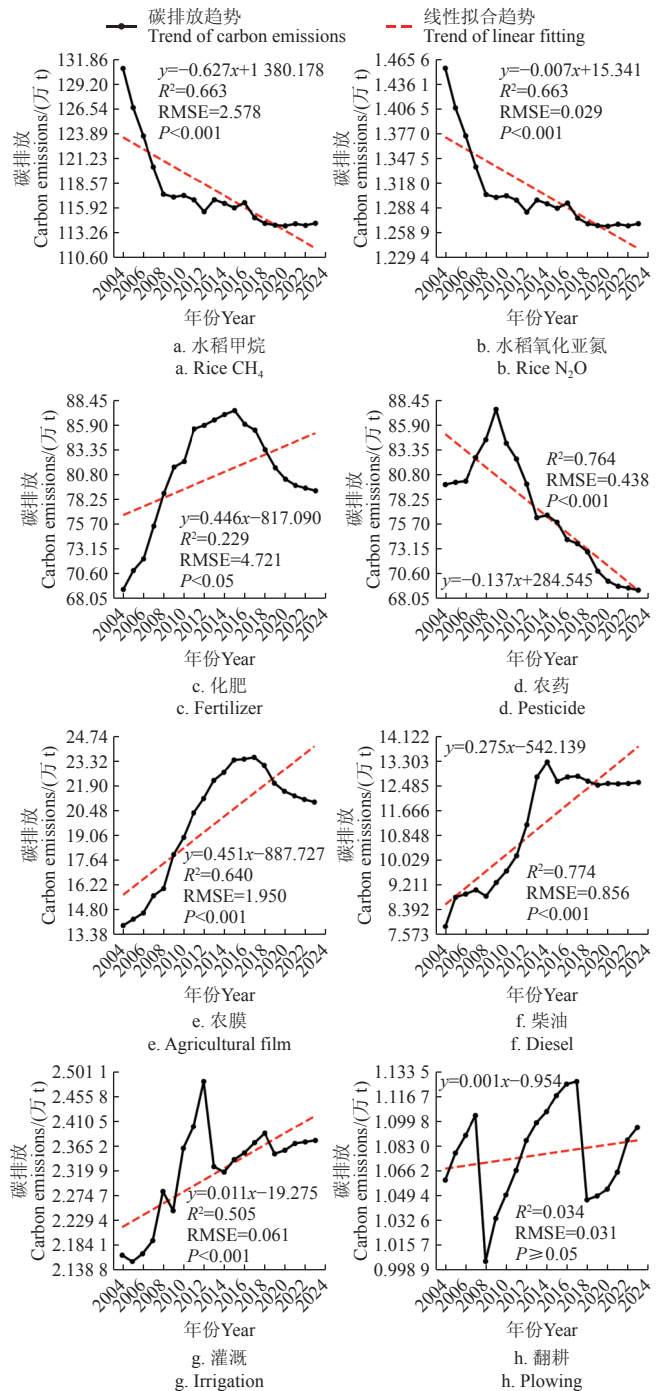


图 4 重庆市种植业碳源结构分析

Fig.4 Analysis of the carbon source structure of planting industry in Chongqing

2.3 区县尺度碳排放时间变化趋势

Ts 斜率估计和 M-K 检验结果揭示 (表 3), 研究期内彭水、涪陵、开州、酉阳、垫江等 16 个区县呈现出显著的碳排放增长趋势, 主要分布在渝东南、渝东北地区,

占到区县总数的 42.105%。巴南、合川、铜梁、江津、璧山等 15 个区县呈现出显著的碳排放下降趋势，主要分布在主城都市区，占到区县总数的 39.474%。此外，另有梁平、忠县、万州、大足等 7 个区县的 M-K 检验结果在 5% 水平上不显著，表明它们的增长或下降趋势具有随机性。综合来看，区县间的碳排放变化趋势具有明显的地区差异，但显著增长和显著下降的区县数量相当，维持了重庆市整体的碳排放稳定。

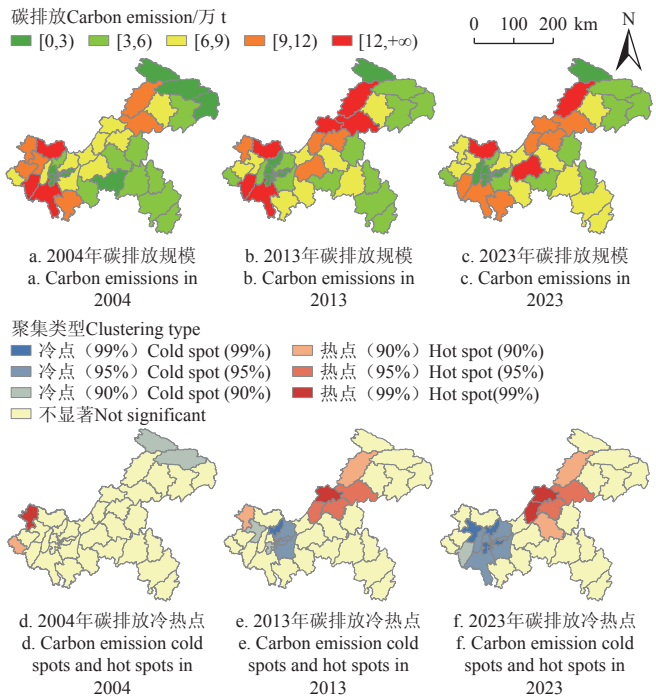
表 3 区县碳排放变化的斜率估计与显著性检验
Table 3 Slope estimation and significance test of carbon emission changes

类型 Type	名称 Name	斜率 Slope	名称 Name	斜率 Slope	名称 Name	斜率 Slope
增长趋势 区县 Growing counties	梁平	0.302	丰都	0.144 *	南川	0.080 *
	彭水	0.265 *	秀山	0.129 *	巫山	0.072 *
	涪陵	0.201 *	奉节	0.116 *	巫溪	0.065 *
	开州	0.173 *	武隆	0.099 *	云阳	0.053 *
	酉阳	0.172 *	忠县	0.099	石柱	0.048 *
下降趋势 区县 Declining counties	垫江	0.167 *	黔江	0.096 *	城口	0.026 *
	巴南	-0.308 *	綦江	-0.106 *	南岸	-0.037 *
	合川	-0.219 *	万州	-0.095	荣昌	-0.030
	铜梁	-0.208 *	沙坪坝	-0.081 *	潼南	-0.030
	江津	-0.176 *	大足	-0.066	大渡口	-0.025 *
	璧山	-0.149 *	北碚	-0.065 *	长寿	-0.003
	永川	-0.142 *	九龙坡	-0.063 *	渝中	-0.001 *
	渝北	-0.125 *	江北	-0.055 *		

注：*表示 M-K 检验在 5% 水平下显著。
Note: *indicate significance at the 5% levels by M-K test.

2.4 重庆市农业碳排放空间格局

图 5a~5c 描述了 2004、2013 和 2023 年重庆各区县的农业碳排放规模，揭示了其农业碳排放的空间格局及变化。



注：括号内百分数代表置信水平。
Note: The percentages in parentheses represent the confidence levels.

图 5 重庆市碳排放空间格局
Fig.5 Spatial patterns of carbon emission in Chongqing

合川、江津、永川、开州、潼南等区县年均碳排放量较大，分别达 15.278 万、14.591 万、13.928 万、11.538 万、

11.029 万 t，其主要分布在渝西地区及渝东北部分区县。渝中、大渡口、江北、南岸、城口等区县的碳排放量较小，年均排放分别仅 0.014 万、0.374 万、0.650 万、0.700 万、0.905 万 t，其主要分布在中心城区、渝东南及渝东北地区。

本文进一步分析了重庆市碳排放聚集模式。从全局尺度来看（表 4），2004—2023 年的 Moran's $I > 0$ ，且呈现出逐年增长的整体态势，在 2017、2021 和 2023 年分别达到 0.695、0.615 和 0.640，综合表明重庆市各区县的农业碳排放具有空间正相关性，而且相似值聚集分布的趋势逐渐增强。图 5d~5f 以 2004、2013 和 2023 年为例，进一步揭示了各区县聚集分布的冷热点情况。东北的万州、梁平、忠县等区县在多个年度是碳排放的高值聚集区，即热点区域，年均碳排放分别达 10.641 万、10.517 万、8.880 万 t。中心城区的北碚、南岸、九龙坡、大渡口等区县在多个年度是碳排放的低值聚集区，即冷点区域，年均碳排放分别约 0.700 万、1.569 万、2.968 万 t。

表 4 重庆市农业碳排放全局莫兰指数
Table 4 Global Moran's I index of agriculture carbon emission of Chongqing

年份 Year	Moran's I	年份 Year	Moran's I	年份 Year	Moran's I
2004	0.254*	2011	0.359*	2018	0.505*
2005	0.284*	2012	0.434*	2019	0.531*
2006	0.258*	2013	0.475*	2020	0.482*
2007	0.255*	2014	0.495*	2021	0.615*
2008	0.286*	2015	0.480*	2022	0.595*
2009	0.324*	2016	0.545*	2023	0.640*
2010	0.337*	2017	0.695*		

注：*表示在 5% 水平下显著。
Note: *indicate significance at the 5% levels.

2.5 2004—2030 年农业碳排放预测

2.5.1 模型效果评价

将 2004—2021 年的 6 个变量输入本文构建的 3 种机器学习模型，对碳排放变量的拟合效果评价如表 5 所示。XGBoost 模型在验证集、测试集上均实现了 R^2 最大，分别达 0.997 和 0.936，且 MAE 和 RMSE 最小。通过 5 折时间序列交叉验证，XGBoost 实现了 0.905 的 R^2 均值，明显高于 SVM (0.850) 和 RF (0.851) 模型的拟合效果。鉴于 XGBoost 模型性能的全面领先，被用于组合构建 ARIMA—XGBoost 模型以预测碳排放，并结合 SHAP 方法解释变量作用。

表 5 不同机器学习模型的拟合效果比较
Table 5 Comparison of the fitting performance of each machine learning models

模型 Model	验证集 Validation set			测试集 Test set		
	MAE	RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2
SVM	0.824	1.399	0.888	0.934	1.478	0.876
RF	0.849	1.235	0.913	1.148	1.563	0.861
XGBoost	0.150	0.218	0.997	0.745	1.062	0.936

2.5.2 变量作用解释

输入变量对 ARIMA—XGBoost 预测模型的贡献解释如图 6 所示，各变量的贡献度以 SHAP 值反映，分析结果显示，乡村从业人员 (I_4) 与农业生产总值 (I_1) 对碳排放具有普遍且较高的正作用，表明重庆市农业碳排放仍与劳动力投入及经济增长挂钩。而公路里程 (I_6)、城镇化率 (I_3) 及农村居民人均生活消费支出 (I_2) 对

碳排放具有相对较高且普遍的负作用，基础设施及生活水平提升能够在很大范围内推动农业发展低碳转型。农村用电量（I5）对碳排放的作用性质总体为正且较弱。

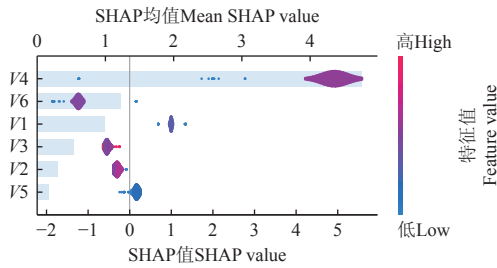


图 6 预测模型的 SHAP 分析结果

Fig.6 SHAP analysis for predictive models

2.5.3 碳排放变化趋势

预测结果显示，重庆市 2024—2030 年的碳排放规模分别为 218.709 万、213.414 万、207.208 万、200.357 万、189.658 万、184.055 万、178.752 万 t，整体呈下降态势。图 7a~7b 详细描述了重庆市在 2026 年与 2030 年的农业碳排放预测结果，合川、开州、铜梁等区县的碳排放规模最大，预测的年均碳排放分别达 11.545 万、11.098 万、9.668 万 t。渝中、大渡口、江北是碳排放最小的区县，预测的年均碳排放分别为 0.025 万、0.212 万、0.272 万 t。

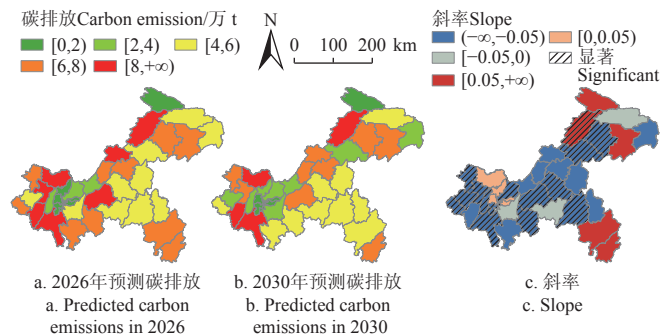


图 7 代表性年份的碳排放预测图与区县变化趋势

Fig.7 Carbon emission prediction results of representative years and the changing trends of each county

与上文对历史碳排放数据的变化趋势分析方法相同，图 7c 进一步揭示了对碳排放预测数据的 Ts 斜率估计和 M-K 检验结果。在 2024—2030 年间，预测仅开州将保持显著的增长趋势，而万州、铜梁、荣昌等 14 个区县将呈显著的下降趋势，且下降区县的变化幅度大于增长区县的变化幅度。结合历史碳排放数据来看，重庆市未来碳排放的基本空间格局未发生明显变化，但在时间序列上将由总体稳定转向较普遍的下降趋势。

3 讨论

本文融合利用源自政府统计的年鉴数据和源自遥感监测的水稻分布、耕地分布及灌溉率数据，在区县尺度上实现了农业碳排放核算、分析与预测。通过重庆市的案例研究，融合多源数据的农业碳排放核算方法得到有效验证，进一步支撑了对未来碳排放的分析与预测。相较于依赖统计数据的传统碳排放核算方法^[12,17,46]，一方面发展了农业碳排放评估的数据及方法体系，解决了因

统计数据缺失导致的区县尺度农业碳排放核算、分析与预测困难；另一方面来源于遥感监测的水稻、灌溉和耕地分布数据克服了农业数据统计过程中的人为因素干扰，驱动得到时间序列更为平稳的农业碳排放评估结果，更好地反映了农业稳定发展的现实情况。结果分析表明，重庆市农业碳排放 2004—2023 年间保持总体稳定，但不同碳源、不同地区间存在显著的趋势差异：作物温室气体排放与农业投入品排放是主导碳排放变化的主要碳源，而农用能源消耗与耕作管理过程对碳排放的影响力相对较小；渝东北与渝西地区部分区县是碳排放增长的热点区域，中心城区是碳排放增长的冷点区域。预测至 2030 年前，重庆市农业碳排放将由总体稳定转向较普遍的下降态势，但不同地区间碳排放差异仍将存在。

结合研究发现与技术发展方向，本文为农业碳排放管控提出以下建议：1) 利用多源数据，丰富区域碳排放评估体系。传统的统计数据获取手段在获取路径、成本及一致性等方面面临挑战，存在相对较大的口径差异和人为误差。近年来，以遥感技术为核心的新数据、新方法、新产品不断涌现，为农业碳排放核算、分析及预测形成了潜在的新路径^[21-23]。应当对碳排放相关的新数据、新方法、新产品予以更多关注，构建并完善覆盖多级行政区划的碳排放评估技术体系。2) 聚焦重点碳源，推动种植业绿色发展。稻田甲烷、化肥与农膜使用是主要的农业碳源，应是农业绿色发展的重点关注对象。建议结合实际情况，探索发展稻田节水灌溉和早育秧技术，降低稻田甲烷排放；建议围绕粮食主产区和优势农产品产区推行化肥减量行动，鼓励配方肥、生物肥等新型高效肥料使用，加强精准变量施肥技术的改进和推广。3) 重视空间差异，因地制宜地推进固碳减排。“大城市、大农村、大山区、大库区”的多维特征在重庆市并存^[17]，不同地区间的农业碳排放条件、现状及未来趋势存在显著差异，所推进的固碳减排措施应有明显区别，以适应本地条件。各地应统筹考虑国土空间总体格局、地形地貌分区和流域分区情况，有选择地发展都市现代高效农业、生态低碳农业或山地特色农业，注意区域间的协调合作与技术交流。4) 优化驱动模式，协同推进乡村全面振兴。农业生产总值、乡村从业人员、城镇化率、公路里程等指标与农业碳排放密切相关，映射出乡村生态振兴与人才振兴、产业振兴的内在联系。建议深化碳排放预测结果在乡村振兴考核评价制度中的应用，推动农业产值增长与碳排放脱钩，完善乡村基础设施建设，多渠道协同推进乡村全面振兴。

此外，本文仍然存在一些局限。一方面，尽管本文在构建碳排放核算过程中经过了较严格的数据质量筛选，但这些数据的计算和验证方法较为复杂，更新频率和渠道也不稳定，在周期性核算及分析、预测中可能存在困难。另一方面，本文虽进行了包括核算、分析及预测在内的碳排放评估方法体系化尝试，但对社会经济、养殖业等多源数据的运用还有待探索，以提升评估全面性。

4 结论

本文针对统计数据不完善地区的农业碳排放评估难题，以重庆市为例融合统计与遥感监测数据实现了农业

碳排放的核算、分析及预测, 主要研究结论如下:

1) 本文提出的农业碳排放核算方法具有可行性。2004—2023 年间的重庆市农业碳排放量约 233.634 万—253.336 万 t, 保持总体稳定态势。融合统计与遥感监测数据的碳排放核算结果一方面弥补了区县尺度的核算数据缺失, 另一方面更体现出稳定性优势。

2) 重庆市不同碳源、不同地区的碳排放差异特征显著。水稻 CH_4 与化肥是最主要的农业碳源, 年均排放量分别达 117.525 万与 80.933 万 t。农业碳排放空间集聚水平逐年升高, 2017、2021 及 2023 年的莫兰指数分别达到 0.695、0.615 及 0.640。万州、梁平、忠县等区县是碳排放热点区域, 年均碳排放分别约 10.641 万、10.517 万、8.880 万 t。南岸、九龙坡、北碚等区县是碳排放冷点区域, 年均碳排放分别约 0.700 万、1.569 万、2.968 万 t。

3) 预测重庆市农业碳排放将呈下降趋势。在区县尺度的碳排放核算数据基础上, 构建了 ARIMA—XGBoost 可解释预测模型, 预测了各区县在 2030 年前的农业碳排放变化。模型在测试集上的 R^2 达到 0.936, 揭示乡村从业人员、公路里程及农业生产总值等变量对农业碳排放的影响较大。预测结果显示, 重庆市农业碳排放将从 2024 年的 218.709 万 t 逐年降低至 2030 年的 178.752 万 t, 但各区县间差异化的碳排放空间格局仍将存在。

【参 考 文 献】

- [1] HULTGREN A, CARLETON T, DELGADO M, et al. Impacts of climate change on global agriculture accounting for adaptation[J]. *Nature*, 2025, 642: 644-652.
- [2] YANG Y, TILMAN D, JIN Z, et al. Climate change exacerbates the environmental impacts of agriculture[J]. *Science*, 2024, 385(6713): adn3747.
- [3] 褚力其, 姜志德, 任天驰. 中国农业碳排放经验分解与峰值预测——基于动态政策情景视角[J]. 中国农业大学学报, 2020, 25(10): 187-201.
CHU Liqi, JIANG Zhide, REN Tianchi. Empirical decomposition and peak prediction of agricultural carbon emissions in China: From the perspective of dynamic policy scenarios[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2020, 25(10): 187-201. (in Chinese with English abstract)
- [4] 谭华, 杨悦. 基于 CiteSpace 中国农业碳排放研究热点与趋势分析[J]. *中国农业气象*, 2025, 46(8): 1077-1084.
TAN Hua, YANG Yue. Research hotspots and trends of agricultural carbon emission in China based on CiteSpace[J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2025, 46(8): 1077-1084. (in Chinese with English abstract)
- [5] LIANG D, LU X, ZHUANG M, et al. China's greenhouse gas emissions for cropping systems from 1978–2016[J]. *Scientific Data*, 2021, 8: 171.
- [6] 胡永浩, 张昆扬, 胡南燕, 等. 中国农业碳排放测算研究综述[J]. 中国生态农业学报 (中英文), 2023, 31(2): 163-176.
HU Yonghao, ZHANG Kunyang, HU Nanyan, et al. Review on measurement of agricultural carbon emission in China[J]. *Chinese Journal of Eco-agriculture*, 2023, 31(2): 163-176. (in Chinese with English abstract)
- [7] 刘子涵. 长期地膜覆盖对旱作农田土壤碳库及温室气体排放的影响[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2023: 21-27.
LIU Zihan. The Effects of Long-term Film Mulching on Soil Carbon Pools and Greenhouse Gas Emissions in Rainfed Farmlands[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2023: 21-27. (in Chinese with English abstract)
- [8] 王一皓. 农田甲烷和二氧化碳排放的红外与激光光谱监测方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2024: 2-19.
WANG Yihao. Study on Infrared and Laser Spectroscopy Monitoring Methods for Methane and Carbon Dioxide Emissions from Farmland[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2024: 2-19. (in Chinese with English abstract)
- [9] 孙嘉璐, 齐智娟, 宋芳, 等. 秸秆还田与种植密度对玉米氮素吸收利用与产量的影响[J]. *水土保持学报*, 2026, 40(1): 153-164.
SUN Jialu, QI Zhijuan, SONG Fang, et al. Effects of straw returning and planting density on nitrogen absorption, utilization, and yield of maize[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2026, 40(1): 153-164. (in Chinese with English abstract)
- [10] 于晟玥, 张昊鑫, 杜新忠, 等. 基于 DNDC 和 RothC 模型的农田土壤有机碳动态模拟研究[J]. *植物营养与肥料学报*, 2025, 31(9): 1713-1723.
YU Shengyue, ZHANG Haoxin, DU Xinzhong, et al. Modelling soil organic carbon dynamics of cropland based on DNDC and RothC models[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2025, 31(9): 1713-1723. (in Chinese with English abstract)
- [11] 李波, 张俊飏, 李海鹏. 中国农业碳排放时空特征及影响因素分解[J]. 中国人口·资源与环境, 2011, 21(8): 80-86.
LI Bo, ZHANG Junbiao, LI Haipeng. Research on spatial-temporal characteristics and affecting factors decomposition of agricultural carbon emission in China[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2011, 21(8): 80-86. (in Chinese with English abstract)
- [12] 温涛, 孙鹏翔, 张林. 中国农业碳排放的动态演进与区域格局[J]. *经济地理*, 2024, 44(10): 165-175.
WEN Tao, SUN Pengxiang, ZHANG Lin. Dynamic evolution and regional pattern of agricultural carbon emissions in China[J]. *Economic Geography*, 2024, 44(10): 165-175. (in Chinese with English abstract)
- [13] 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 Zijian, JIN Hongmei, GAO Nan, 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. (in Chinese with English abstract)
- [14] 史新杰, 谭雪勤, 周茹, 等. 基于机器学习的河南省农业碳排放驱动因素分析和情景预测[J]. *中国环境科学*, 2025, 45(10): 5885-5893.
SHI Xinjie, TAN Xueqin, ZHOU Ru, et al. Machine learning-based analysis and scenario prediction of agricultural carbon emission drivers in Henan Province[J]. *China Environmental Science*, 2025, 45(10): 5885-5893. (in Chinese with English abstract)
- [15] 苏越, 朱峻珩, 朱从谋, 等. 浙北平原地区耕地非粮化时空演变特征及碳排放效应分析[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(24): 278-286.
SU Yue, ZHU Junhui, ZHU Congmou, et al. Spatiotemporal evolution and carbon emission on non-grain production of cultivated land in the Northern Plains of Zhejiang Province, China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(24): 278-286. (in Chinese with English abstract)
- [16] 郑博福, 梁涵, 万炜, 等. 江西省县域农业碳排放时空格局及影响因素分析[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(23): 70-80.
ZHENG Bofu, LIANG Han, WAN Wei, et al. Spatial-temporal pattern and influencing factors of agricultural carbon emissions at the county level in Jiangxi Province of China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural*

- Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(23): 70-80. (in Chinese with English abstract)
- [17] 周恒阳, 张军以, 彭国川. 重庆三峡库区农业碳排放脱钩效应及驱动因素[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2025, 33(1): 14-24.
ZHOU Hengyang, ZHANG Junyi, PENG Guochuan. Decoupling effects and drivers of agricultural carbon emissions in the Three Gorges Reservoir Area of Chongqing[J]. Chinese Journal of Eco-agriculture, 2025, 33(1): 14-24. (in Chinese with English abstract)
- [18] LI C, JIA J, WU F, et al. County-level intensity of carbon emissions from crop farming in China during 2000–2019[J]. *Scientific Data*, 2024, 11: 457.
- [19] LIANG S, WANG K, DUAN W, et al. Long-term changes in city-level CH₄ emissions from rice cultivation in China: Patterns, drivers, projections, and sustainable pathways[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2026, 227: 108738.
- [20] SHI J, GAO H, LIU Y, et al. Optimizing water and fertilizer management reduces carbon and water footprints for winter wheat production in China[J]. *Farming System*, 2026, 4: 100185.
- [21] ZHANG Y, WANG Y Y, SU S L, et al. Quantifying methane emissions from rice paddies in Northeast China by integrating remote sensing mapping with a biogeochemical model[J]. *Biogeosciences*, 2011, 8: 1225-1235.
- [22] TORBICK N, SALAS W, CHOWDHURY D, et al. Mapping rice greenhouse gas emissions in the Red River Delta, Vietnam[J]. *Carbon Management*, 2017, 8: 99-108.
- [23] YANG J, CHANG J, WANG Y, et al. Regulation of planting structure considering irrigation water, carbon emission, and grain security in the Yellow River basin, China, by using multisource data[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 2023, 149(9): 10103.
- [24] SHEN R, PAN B, PENG Q, et al. High-resolution distribution maps of single-season rice in China from 2017 to 2022[J]. *Earth System Science Data*, 2023, 15(7): 3203-3222.
- [25] SHEN R, PENG Q, LI X, et al. CCD-Rice: A long-term paddy rice distribution dataset in China at 30 m resolution[J]. *Earth System Science Data*, 2025, 17(5): 2193-2216.
- [26] YANG J, HUANG X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. *Earth System Science Data*, 2021, 13: 3907-3925.
- [27] ZHANG L, XIE Y, ZHU X, et al. C IrrMap250: Annual maps of China's irrigated cropland from 2000 to 2020 developed through multisource data integration[J]. *Earth System Science Data*, 2024, 16(11): 5207-5226.
- [28] 丁宝根, 赵玉, 邓俊红. 中国种植业碳排放的测度、脱钩特征及驱动因素研究[J]. 中国农业资源与区划, 2022, 43(5): 1-11.
DING Baogen, ZHAO Yu, DENG Junhong. Calculation, decoupling effects and driving factors of carbon emission from planting industry in China[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2022, 43(5): 1-11. (in Chinese with English abstract)
- [29] 罗莎莎, 赖庆标, 冯琰玮, 等. 南方丘陵山区农业生产转型碳排放影响效应——以福建省为例[J]. 生态学报, 2025, 45(13): 6181-6193.
LUO Shasha, LAI Qingbiao, FENG Yanwei, et al. The impact of agricultural production transformation on carbon emissions in the hilly and mountainous regions of southern China: A case study of Fujian Province[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2025, 45(13): 6181-6193. (in Chinese with English abstract)
- [30] 张云柏, 孙正宝, 冯玥雯, 等. 2013—2022 年云南省农业碳排放的时空变化[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2025, 33(7): 1394-1407.
ZHANG Yunbai, SUN Zhengbao, FENG Yuewen, et al. Temporal and spatial dynamics of agricultural carbon emissions in Yunnan Province from 2013 to 2022[J]. Chinese Journal of Eco-agriculture, 2025, 33(7): 1394-1407. (in Chinese with English abstract)
- [31] 闵继胜, 胡浩. 中国农业生产温室气体排放量的测算[J]. 中国人口·资源与环境, 2012, 22(7): 21-27.
MIN Jisheng, HU Hao. Calculation of greenhouse gases emission from agricultural production in China[J]. China Population, Resources and Environment, 2012, 22(7): 21-27. (in Chinese with English abstract)
- [32] 伍芬琳, 李琳, 张海林, 等. 保护性耕作对农田生态系统净碳释放量的影响[J]. 生态学杂志, 2007, 26(12): 2035-2039.
WU Fenlin, LI Lin, ZHANG Hailin, et al. Effects of conservation tillage on net carbon flux from farmland ecosystems[J]. Chinese Journal of Ecology, 2007, 26(12): 2035-2039. (in Chinese with English abstract)
- [33] AIRIKEN M, LI S, ABULAITI A, et al. Prediction of extreme climate on the Tibetan Plateau based on NEX-GDDP-CMIP6[J]. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal*, 2023, 29: 1261-1275.
- [34] MANCINO G, CONSOLE R, GRECO M, et al. Assessing vegetation decline due to pollution from solid waste management by a multitemporal remote sensing approach[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14: 428.
- [35] MEHMOOD K, ANEES S A, REHMAN A, et al. Exploring spatiotemporal dynamics of NDVI and climate-driven responses in ecosystems: Insights for sustainable management and climate resilience[J]. *Ecological Informatics*, 2024, 80: 102532.
- [36] HABEEB R, ALMAZAH M M A, HUSSAIN I, et al. Modified standardized precipitation evapotranspiration index: Spatiotemporal analysis of drought[J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2023, 14: 2195532.
- [37] 蔡进, 张宇, 冯朝晖, 等. 丘陵地区乡村居业协同度与耕地景观规整化时空耦合协调分析[J]. 农业工程学报, 2026, 42(1): 351-360.
CAI Jin, ZHANG Yu, FENG Chaohui, et al. Spatiotemporal coupling coordination between rural livability-industry synergy and cultivated land scale level in hilly areas of China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2026, 42(1): 351-360. (in Chinese with English abstract)
- [38] 李颀, 郑步云, 王劲峰. 2008—2018 年中国手足口病时空分异特征[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(3): 419-430.
LI Jie, ZHENG Buyun, WANG Jinfeng. Spatial-temporal heterogeneity of Hand, Foot and Mouth Disease in China from 2008 to 2018[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(3): 419-430. (in Chinese with English abstract)
- [39] 刘峰, 王儒敬, 李传席. ARIMA 模型在农产品价格预测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(25): 238-239, 248.
LIU Feng, WANG Jingru, LI Chuanxi. Application of ARIMA model in forecasting agricultural product price[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(25): 238-239, 248. (in Chinese with English abstract)
- [40] 李晓, 何舒羽, 彭岩, 等. 融合改进 LSTM 与 XGBoost 的可解释性手足口病发病预测模型[J]. 工程科学学报, 2025, 47(7): 1525-1535.
LI Xiao, HE Shuyu, PENG Yan, et al. Interpretable prediction model for hand-foot-and-mouth disease incidence based on improved LSTM and XGBoost[J]. Chinese Journal of Engineering, 2025, 47(7): 1525-1535. (in Chinese with English abstract)
- [41] 田东, 韦鑫化, 王悦, 等. 基于 MA-ARIMA-GASVR 的食用菌温室温度预测[J]. 农业工程学报, 2020, 36(3): 190-197.
TIAN Dong, WEI Xinhua, WANG Yue, et al. Prediction of

- temperature in edible fungi greenhouse based on MA-ARIMA-GASVR[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2020, 36(3): 190-197. (in Chinese with English abstract)
- [42] 朱子健, 于佳俊, 蔡忠水, 等. 基于可解释机器学习方法的茶本酒香气品质预测模型构建[J]. *农业工程学报*, 2026, 42(2): 348-358.
ZHU zijian, YU Jiajun, CAI Zhongshui, et al. Predicting study on aroma quality prediction model for tea-flavored liquor using explainable machine learning method[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2026, 42(2): 348-358. (in Chinese with English abstract)
- [43] 何思璇, 杨杰皓, 张国有, 等. 基于 XGBoost-SHAP 模型的滇中典型区采矿损毁地植被变化及影响因子分析[J]. *测绘通报*, 2025(7): 58-65.
HE Sixuan, YANG Jiehao, ZHANG Guoyou, et al. Analysis of vegetation changes and influencing factors on mine-damaged land in a typical county in central Yunnan based on XGBoost-SHAP model[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2025(7): 58-65. (in Chinese with English abstract)
- [44] 秦一菲, 段珊珊, 曹云皓, 等. 融合 XGBoost 和 SHAP 的储粮湿度预测及影响因素分析[J]. *中国粮油学报*, 2025, 40(10): 219-226.
QIN Yifei, DUAN Shanshan, CAO Yunhao, et al. Prediction of stored grain humidity and analysis of influencing factors based on XGBoost and SHAP[J]. *Journal of the Chinese Cereals and Oils Association*, 2025, 40(10): 219-226. (in Chinese with English abstract)
- [45] 王火根, 胡梦婷, 刘小春. 基于机器学习和 SHAP 算法的我国粮食安全水平测度重构及可解释性分析[J]. *中国农业大学学报*, 2025, 30(7): 264-274.
WANG Huogen, HU Mengting, LIU Xiaochun. Reconstruction and interpretability analysis of China's food security level based on machine learning and SHAP algorithm[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2025, 30(7): 264-274. (in Chinese with English abstract)
- [46] 张彩莉, 李建豹. 长三角地区农业水土资源匹配对农业碳排放的影响[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(12): 299-309.
ZHANG Caili, LI Jianbao. Impacts of water and soil resource matching on agricultural carbon emissions in the Yangtze River Delta region of China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2025, 41(12): 299-309. (in Chinese with English abstract)

Spatiotemporal characteristics and explainable prediction of agricultural carbon emissions in Chongqing of China

YANG Renfei¹, REN Fu², ZHOU Rui^{1*}

(1. Institute of Agricultural Science and Technology Information, Chongqing Academy of Agricultural Sciences, Chongqing 401329, China;
2. School of Resource and Environment Science, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Agricultural carbon emissions have been generated by human activities in vast regions. It is often required to accurately understand the status, spatiotemporal patterns, and future trends of agricultural carbon emissions. It is also crucial to optimize carbon sequestration and emission reduction against climate adaptation. However, current assessments can rely heavily on statistical data, where regions with incomplete statistical records can introduce great uncertainties in carbon accounting and forecasting. Taking Chongqing as a case study, a systematic investigation was conducted to explore the spatiotemporal patterns and future trends of agricultural carbon emissions from 2004 to 2023. Multi-source agricultural data was also combined with statistics and remote sensing monitoring at the county level. Furthermore, spatiotemporal analysis was employed to examine the evolution, including slope estimation, the Mann-Kendall test, Moran's I index, and the Getis-Ord G_i^* index. While the prediction models were then constructed for the trends, such as ARIMA and three machine learning methods (support vector machine, random forest, and XGBoost). The results indicate that: 1) The feasible and reliable performance was achieved to evaluate agricultural carbon emission using multi-source data, particularly with the average annual agricultural carbon emission of 2.435 million tons. There was a significant correlation with the conventional statistical data ($R^2=0.932$, $P<0.001$), thus compensating for missing county-level statistical data. The higher stability was also achieved after evaluation. 2) There were significant source and regional differences in agricultural carbon emissions. The primary sources were methane emissions from rice cultivation and carbon emissions from fertilizer use, with average annual emissions of 1.175 million and 0.809 million tons, respectively. The spatial agglomeration of agricultural carbon emissions was intensified year by year, with the global Moran's I index of 0.695, 0.615, and 0.64 in 2017, 2021, and 2023, respectively. Specifically, Wanzhou, Liangping, and Zhongxian were identified as emission hotspots, with average annual agricultural carbon emissions of 0.106 million, 0.105 million, and 0.089 million tons, respectively; Whereas Nan'an, Jiulongpo, and Beibei were identified as emission cold spots, with average annual emissions of 6.996 thousand, 15.694 thousand, and 29.679 thousand tons, respectively. 3) The interpretable ARIMA-XGBoost prediction model performed well on an independent test set ($R^2=0.936$). The agricultural carbon emissions were shifted from a generally stable state to a more widespread downward trend. Total emissions were projected to gradually decrease from 2.187 million to 1.788 million tons between 2024 and 2030. More significant influencing factors were determined as the rural employees, highway mileage, and gross product in agricultural carbon emissions. Yet there was no variation in the spatially differentiated distribution over counties. Multi-source data can offer information complementarity and reliability to assess regional agricultural carbon emissions. The findings can provide a scientific foundation for low-carbon sequestration and emission reduction. A valuable reference can also serve as the low carbon strategies in similar regions.

Keywords: carbon emission; spatiotemporal pattern; explainable machine learning; prediction model; Chongqing