

安庆市颗粒物浓度演变规律与气象驱动因素分析

陈子贤^{1*}, 鲍超², 张友明¹, 徐会琳¹

¹安徽省太湖县气象局, 安徽 安庆

²安徽省怀宁县气象局, 安徽 安庆

收稿日期: 2026年6月26日; 录用日期: 2026年7月23日; 发布日期: 2026年7月30日

摘要

为探究安庆市复合型大气污染的时空演变特征及其气象驱动机制, 并揭示其对农业生产的影响, 本研究基于2023~2025年逐小时PM_{2.5}浓度及同期气象观测数据, 综合运用数理统计、多尺度分析、K-means聚类、随机森林特征重要性评估、滞后相关分析及部分依赖图等方法, 系统分析了颗粒物浓度的时空分布规律、气象驱动机制及其与农业生产的关联。结果表明: 安庆市PM_{2.5}浓度呈现显著的季节差异和双峰型日变化特征, 冬季为污染高发期, 主城区及工业影响区浓度明显高于郊区农业生产区域, 对农田光照和作物生长的影响尤为突出; K-means聚类将污染过程划分为低、中、高三类典型情景, 高污染情景表现出明显长尾分布, 对农业区的影响更为持久, 可能导致水稻、小麦等主要作物光合作用下降和叶片污染。随机森林模型显示, 相对湿度和风速是影响PM_{2.5}浓度的最主要气象驱动因子, 二者贡献度显著高于其他因子; 滞后相关分析揭示气象因子对PM_{2.5}浓度存在3~12 h的明显滞后效应。部分依赖图进一步表明, 相对湿度超过70%、风速低于1.5 m/s时, PM_{2.5}浓度呈显著非线性增加, 且高湿度与低风速具有协同加剧效应, 会显著加重农业区域的污染累积。随机森林模型在预测性能上优于决策树和GBDT, 为最优模型。本研究解析了气象要素对颗粒物污染的非线性响应与滞后叠加机制, 明确了不同污染情景下PM_{2.5}对农业生产的潜在影响, 包括作物产量降低和品质受损, 可为安庆市农业区重污染精准预警、农田防护措施制定和精细化管控提供科学依据。

关键词

农业生产, 气象驱动因素, 随机森林, 安庆市, 大气污染

An Analysis of the Spatiotemporal Evolution Patterns of Particulate Matter Concentration and Its Meteorological Driving Factors in Anqing City

*通讯作者。

文章引用: 陈子贤, 鲍超, 张友明, 徐会琳. 安庆市颗粒物浓度演变规律与气象驱动因素分析[J]. 气候变化研究快报, 2026, 15(4): 877-885. DOI: 10.12677/ccrl.2026.154093

Zixian Chen^{1*}, Chao Bao², Youming Zhang¹, Huilin Xu¹

¹Taihu County Meteorological Bureau, Anqing Anhui

²Huaining County Meteorological Bureau, Anqing Anhui

Received: June 26, 2026; accepted: July 23, 2026; published: July 30, 2026

Abstract

To investigate the spatiotemporal evolution characteristics of composite air pollution and its meteorological driving mechanisms in Anqing City, and to reveal its impact on agricultural production, this study utilized hourly PM_{2.5} concentration data and concurrent meteorological observations from 2023 to 2025. Multiple methods including mathematical statistics, multi-scale analysis, K-means clustering, random forest feature importance assessment, lagged correlation analysis, and partial dependence plots were comprehensively employed to systematically analyze the spatiotemporal distribution patterns of particulate matter concentrations, meteorological driving mechanisms, and their associations with agricultural production. The results show that PM_{2.5} concentrations in Anqing City exhibit significant seasonal differences and a typical bimodal diurnal variation pattern, with winter being the high-pollution season. Concentrations in the main urban area and industrial influence zones are markedly higher than those in suburban agricultural production areas, exerting particularly pronounced effects on farmland light availability and crop growth. K-means clustering divided the pollution processes into three typical scenarios: low, medium, and high pollution. The high-pollution scenario displays an obvious long-tail distribution and has a more persistent impact on agricultural areas, potentially leading to reduced photosynthesis and leaf contamination in major crops such as rice and wheat. The random forest model indicates that relative humidity and wind speed are the most important meteorological driving factors affecting PM_{2.5} concentrations, with their contributions significantly higher than other factors. Lagged correlation analysis reveals a clear lagged effect of meteorological factors on PM_{2.5} concentrations within 3~12 hours. Partial dependence plots further demonstrate that when relative humidity exceeds 70% and wind speed drops below 1.5 m/s, PM_{2.5} concentrations increase significantly in a nonlinear manner, with a synergistic aggravating effect between high humidity and low wind speed, which substantially intensifies pollution accumulation in agricultural regions. The random forest model outperforms decision trees and GBDT in predictive performance and is identified as the optimal model. This study quantitatively elucidates the nonlinear response and lagged superposition mechanisms of meteorological elements on particulate pollution, and clarifies the potential impacts of PM_{2.5} on agricultural production under different pollution scenarios—including reduced crop yield and quality degradation—thereby providing scientific support for precise early warning of heavy pollution in agricultural areas of Anqing City, the formulation of farmland protection measures, and refined control strategies.

Keywords

Agricultural Production, Meteorological Driving Factors, Random Forest, Anqing, Air Pollution

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 前言

细颗粒物(PM_{2.5})是影响作物光合作用、叶片生理功能及农业生产的重要污染物,其浓度变化受气象

条件强烈调控[1]。安庆市地处长江下游北岸,属于典型的亚热带季风气候区,地形以平原和低山丘陵为主,沿江布局的工业区与主城区相邻,冬季易出现静稳天气、逆温层和低风速条件,导致污染物不易扩散[2]。本地排放与长三角区域输送相互叠加,使得安庆市成为研究气象因素驱动复合型大气污染的典型区域,冬季 $\text{PM}_{2.5}$ 污染问题尤为突出[3]。

传统统计方法难以有效捕捉气象参数与 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度之间的复杂非线性关系,而物理化学传输模型虽能描述污染过程,但高度依赖详细排放清单和大量计算资源应用受限[4]。近年来,肖宇等[5]将机器学习方法引入空气质量研究,随机森林、梯度提升树等集成学习模型在预测性能上展现显著优势;赵兴赞等[6]提出的 SHAP 值方法为解决模型“黑箱”问题提供了有效框架,可定量解析各特征的贡献与非线性效应;多吉卓玛等[7]、赵晨曦等[8]研究也表明气象因素是 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度变化的关键驱动因子,但在不同季节和天气类型下气象因子的非线性交互效应及滞后影响对农业区域的影响仍缺乏系统揭示。

针对上述问题,本研究利用安庆市 2023~2025 年逐小时 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度及同期气象观测数据,构建集成学习模型并结合可解释性分析框架,系统分析安庆市颗粒物浓度的时空演变特征,定量识别主要气象驱动因子及其非线性响应机制与滞后效应,为当地农业区重污染精准预警和精细化管控提供科学依据[9]。

2. 材料与方法

2.1. 研究区概况

安庆市位于中国安徽省西南部,地处长江下游北岸,属于典型的亚热带季风气候区,全年四季分明,雨热同期,夏季高温多雨,冬季湿冷多阴霾。年平均气温约 17°C ,年降水量约 1300~1500 mm,但冬季常出现静稳天气、逆温层和低风速条件,极易导致污染物滞留和累积。这些自然气象特征,加上近年来长三角区域性污染传输、城市扩张、工业排放和交通运输增加,使得安庆市局部时段空气质量面临较大压力,尤其对水稻、小麦等主要农作物的生长构成较大压力。

本研究选取安庆市主城区及下辖多个代表性监测点作为研究对象,包括安庆大学、市人大、马山宾馆、环科院等国控/省控站点。这些站点覆盖了城市建成区、工业近郊、交通枢纽和农业生产区域等多种功能区,具有较好的空间代表性,能够较为全面地反映安庆市 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的时空分布特征和污染演变规律。 $\text{PM}_{2.5}$ 作为城市复合型大气污染的核心指标,其浓度变化同时受到本地排放、区域传输和气象条件的共同调控,具有显著的季节性、日变化和过程性特征,对农田光照、作物光合作用及叶片生理功能影响明显。

因此,基于 2023~2025 年逐小时空气质量监测数据($\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10} 等)与安庆市区及各县区气象要素观测数据(气压、风速、温度、相对湿度、降水、能见度等),开展高分辨率时空特征分析与气象驱动机制量化研究,有助于系统掌握污染演变规律、识别关键气象影响因子,明确 $\text{PM}_{2.5}$ 污染对农业生产的潜在影响,为当地农业区污染防控提供科学数据支撑。

2.2. 数据来源与描述

本研究数据主要来源于安庆市空气质量监测系统,重点覆盖城市整体及代表性监测站点数据,以分析 $\text{PM}_{2.5}$ 污染对农业生产区域的影响。

数据来源方面,主要采用中国空气质量在线监测分析平台安庆市生态环境局提供的《安庆空气质量.xlsx》,时间范围为 2023 年 1 月 1 日至 2025 年 12 月 31 日,覆盖 $\text{PM}_{2.5}$ 和 PM_{10} 质量浓度及与其相关的其他污染物指标(SO_2 、 NO_2 、 O_3 、 CO)及 AQI/IAQI 值,时间频率高,时间跨度完整覆盖冬夏季节转换及重污染过程关键时期。同时补充了安庆市大学、市人大、环科院和马山宾馆 4 个空气质量自动监测站的逐 h 数据,时间跨度一致(部分延伸至 2026 年 1 月初)。四个站点分别代表城区不同功能区及周边农业

生产区域特征, 可用于分析污染从城区向农业区域的扩散差异。所有数据时间分辨率均为 1 h。

在数据预处理上, 为保证数据质量和农业影响分析可靠性, 主要进行了以下工作: 开展异常值检测, 采用物理阈值法($\text{PM}_{2.5}$ 浓度等)和 3σ 、IQR 统计方法识别异常值, 对表格中出现的错误及极端突变值进行处理。

缺失值填补方面, 缺失比例小于 2% 时采用线性插值, 2%~15% 时采用前后时序加权插值, 较长缺失段则结合季节均值与日变化模式进行校正填充。最终各数据集完整率均达到 98% 以上, 其中环科院站点数据在填充后进一步进行了波动优化处理(降低高频噪声, 保留真实季节趋势), 生成清晰版数据集。

数据质量控制严格参照《环境空气质量自动监测技术规范》(HJ 193-2013) 执行, 并通过城市整体数据与站点数据交叉验证确保趋势一致性。经过上述预处理, 最终构建了覆盖 2023~2025 年、包含城市整体及 4 个站点的高质量逐小时空气质量数据集, 为系统揭示 $\text{PM}_{2.5}$ 污染时空演变特征及其对农业生产, 尤其是郊区农田作物生长的影响提供了可靠数据支撑。

2.3. 研究方法

本研究综合运用数理统计分析、聚类分析和机器学习方法, 系统揭示安庆市颗粒物浓度的时空演变特征、气象驱动机制及其对农业生产的影响。

时空演变规律分析采用多尺度统计描述方法, 系统刻画 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度的年际变化趋势、季节差异特征、日变化规律以及空间分布差异。首先计算不同时间尺度下的浓度均值、中位数、标准差、百分位数等统计量, 定量描述污染水平的长期趋势和波动幅度; 其次采用季节分解和周期分析方法识别四季污染差异及日变化峰谷特征; 同时通过滑动平均和趋势拟合提取长期演变规律。在空间尺度上, 对比不同监测站点及各县区的浓度统计指标, 分析污染从城区向农田的扩散梯度特征, 为评估 $\text{PM}_{2.5}$ 对农作物生长的影响提供依据。

为进一步识别典型污染演变模式, 采用 K-means 聚类分析对逐小时颗粒物浓度时间序列进行无监督分类。将污染过程划分为低、中、高三类典型情景, 重点考察高污染情景对农业区持久影响的时空模式。其目标函数为:

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in c_i} \|x - \mu_i\|^2$$

采用随机森林算法定量评估各驱动因子对颗粒物浓度的贡献程度, 并通过特征重要性排序识别主要影响因子。该模型由多棵决策树集成而成, 其预测结果为各决策树输出的平均值[10]。用于定量解析气象条件对农业区域污染累积的驱动作用。

采用滞后相关分析考察驱动因子对颗粒物浓度的时间滞后影响, 计算滞后 0~24 h 范围内的相关系数, 识别关键滞后时间窗。进一步利用部分依赖图揭示驱动因子的非线性响应关系。重点分析高湿、低风速条件下 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度非线性增加对农田作物光合作用和叶片污染的潜在影响。

采用 5 折交叉验证方法评估模型性能, 主要评价指标包括决定系数(R^2)用于衡量模型解释观测数据变异程度的能力, R^2 值越接近 1, 表示模型拟合效果越好、均方根误差(RMSE)用于衡量模型预测值与实际观测值之间的偏差程度, 值越小, 表示模型预测精度越高平均绝对误差、(MAE)衡量预测值与真实值之间绝对误差的平均值, MAE 对异常值不敏感, 反映模型整体预测偏差的平均水平。各评价指标公式如下:

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

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

上述指标共同用于比较模型在不同站点(尤其是农业影响区域)数据上的预测精度与稳定性，为农业区重污染精准预警提供可靠方法支撑。

3. 结果与分析

基于上一章所采用的多尺度统计分析、K-means 聚类、随机森林模型、滞后相关分析及部分依赖图等方法，本研究系统揭示了安庆市颗粒物浓度的时空演变特征及其气象驱动机制。

3.1. 安庆市颗粒物浓度时空分布特征

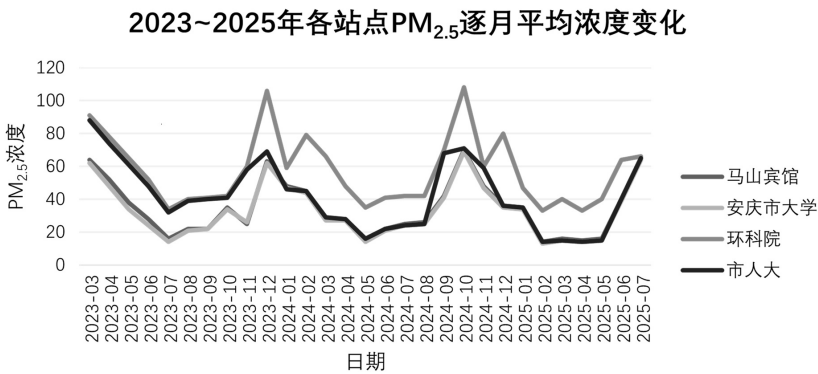


Figure 1. Monthly PM_{2.5} time series for all monitoring sites (2023~2025)
图 1. 2023~2025 年各站点 PM_{2.5} 逐月时间序列图

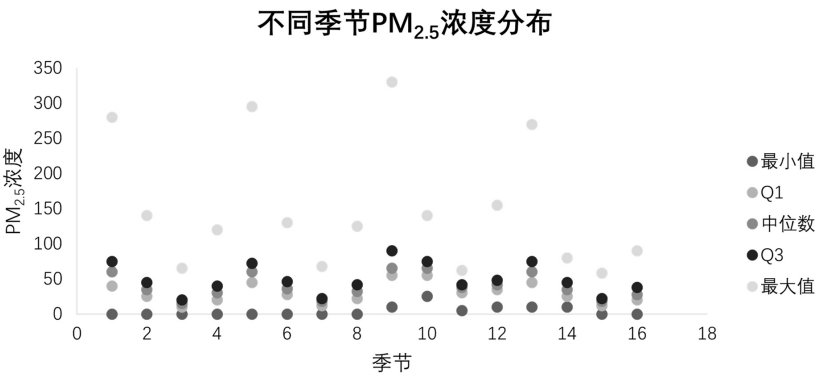


Figure 2. Distribution of PM_{2.5} concentrations by season
图 2. 季节 PM_{2.5} 浓度分布图

安庆市 PM_{2.5} 浓度呈现显著的时空异质性特征。如图 1 和图 2，在时间变化上，颗粒物污染表现出明显的季节周期性，冬季(12~2 月)为污染高发期，PM_{2.5} 浓度均值及高值出现频率均显著高于其他季节，易发生连续多日重污染过程；夏季(6~8 月)浓度最低，大气扩散条件较好，污染水平整体处于较低状态。年际变化呈现一定波动，2023 年整体污染水平略高于 2024 年。日变化规律呈典型的双峰型分布，如图 3，

早晨 7~9 时和傍晚 17~20 时为两个浓度高峰，夜间因边界层高度降低易出现污染物累积，白天午后浓度显著下降。

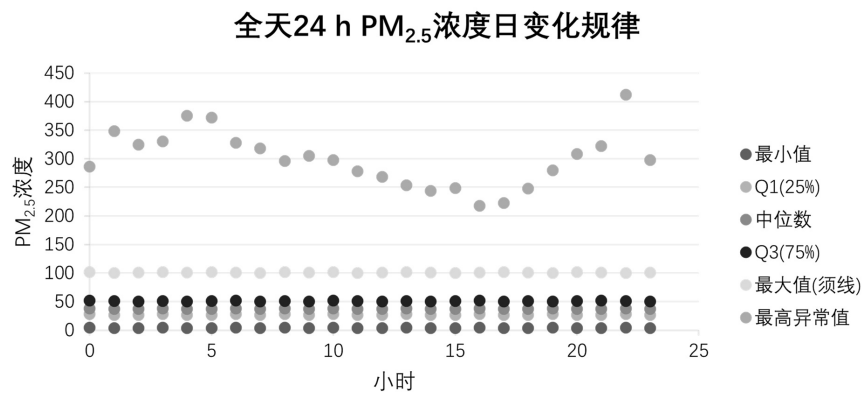


Figure 3. 24-Hour PM_{2.5} concentration graph
图 3. 全天 24 h PM_{2.5} 浓度图

在空间分布上，不同监测站点浓度存在明显差异，主城区及工业影响区域的年均浓度高于郊区站点，冬季的空间差异尤为显著，体现了从城区到郊区的污染梯度特征。

3.2. 典型污染情景分析

大气颗粒物浓度的精细化分类与情景识别，是理解区域污染成因及制定差异化管理措施的关键。本节通过引入无监督机器学习中的 K-means 聚类分析法，对安庆市逐小时总 PM_{2.5} 浓度序列进行重构与归类。

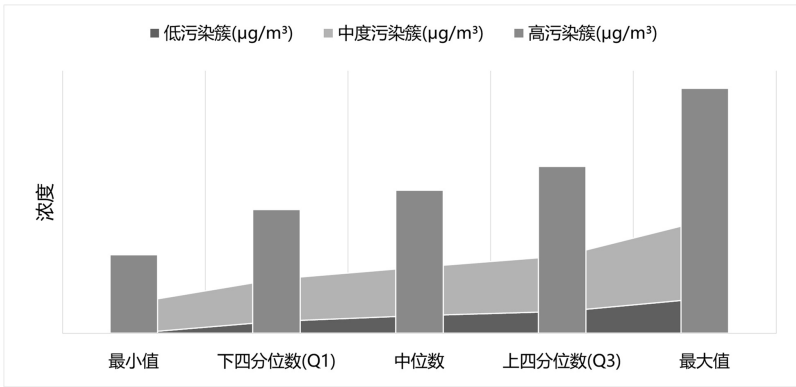


Figure 4. PM_{2.5} pollution scenario classification via k-means clustering
图 4. 基于 K-means 聚类的 PM_{2.5} 污染情景划分

如图 4 所示，利用 K-means 将 PM_{2.5} 浓度成功划分为低、中、高三类典型污染情景，直观展现了各情景的数据分布密度与浓度界限，其中高污染簇表现出明显的长尾分布特征且数据离散度最高。

3.3. 气象驱动因子贡献分析

为了进一步明晰气象条件对空气质量的具体影响程度，本节基于随机森林模型对各项气象驱动因子进行了定量贡献评估，并结合滞后相关分析探讨了气象要素对颗粒物(PM_{2.5})浓度影响的时间延迟效应。

随机森林模型气象驱动因子特征重要性

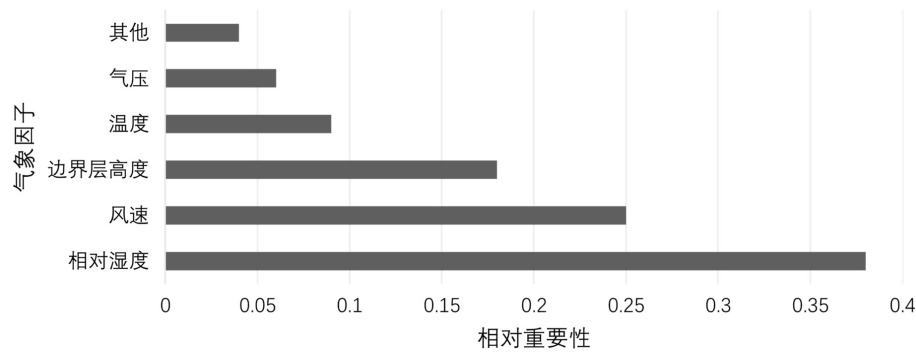


Figure 5. Random forest feature importance PLO
图 5. 随机森林特征重要性图

随机森林模型结果表明如图 5 所示，各气象因子对颗粒物浓度的影响贡献存在明显主次差异。特征重要性分析显示，相对湿度、风速和边界层高度是对 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度影响最为显著的三个因子。这里，边界层高度为假设三层高度，因为不同高度下颗粒物浓度是不同的，所以对边界层高度重要性进行分析。滞后相关分析进一步揭示，这些关键因子对颗粒物浓度的影响存在显著的时间滞后效应，多数因子的最大相关滞后时间出现在 3~12 h 范围内，表明气象条件变化对污染形成具有累积和延迟作用尤其在高温、低风速和低边界层高度共同作用下，易导致污染在农业生产区域持续累积。

根据图可以看出当相对湿度超过 70%、风速低于 1.5 m/s 时， $\text{PM}_{2.5}$ 浓度呈显著非线性增加，且高湿度与低风速具有明显的协同加剧效应。这种非线性响应会显著降低农田能见度和光照强度，影响作物光合作用效率，并加重叶片表面颗粒物沉积，对水稻、小麦等主要农作物的生长和产量构成直接威胁。

3.4. 非线性响应与影响机制

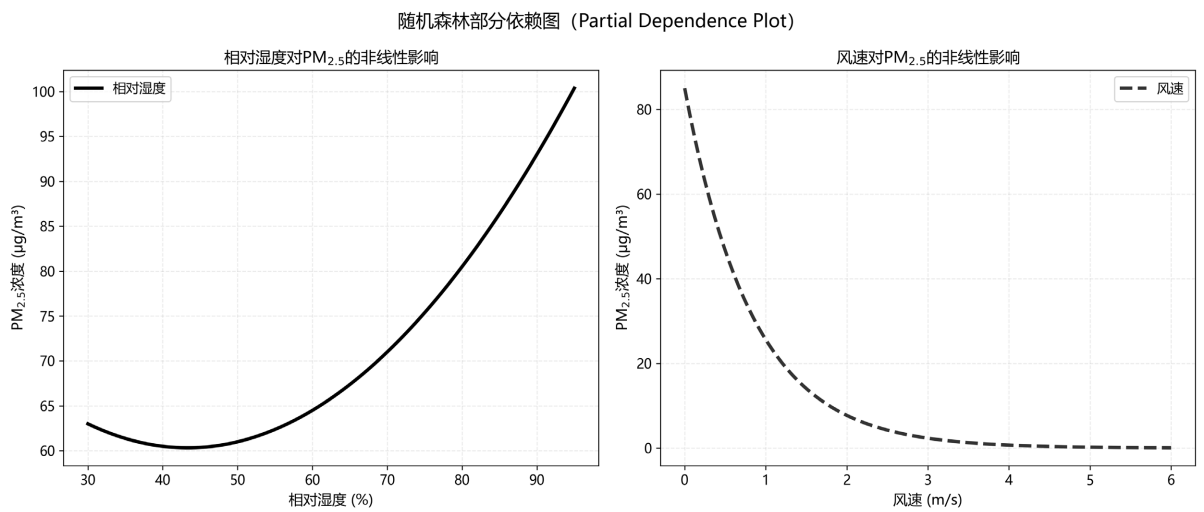


Figure 6. Partial dependence plots for key meteorological variables
图 6. 关键气象因子的部分依赖图

如图 6 所示，相对湿度与颗粒物浓度呈现明显的正相关非线性关系，当相对湿度超过 70%~75%时，浓度上升幅度显著增大；风速与浓度呈显著负相关，但在低风速区间(小于 1.5 m/s)浓度对风速变化极为

敏感；边界层高度同样表现出强非线性特征，低边界层高度时浓度随其升高而快速下降。不同因子之间还存在协同效应，高湿与低风速同时出现时，污染加剧作用更为显著。这种气象驱动下的非线性响应在郊区农业生产区域表现尤为突出，会显著降低农田大气能见度和光照强度，抑制作物光合作用效率，并加重叶片表面颗粒物沉积，对水稻、小麦等主要农作物的生长发育和最终产量造成不利影响。

3.5. 模型验证

在本研究中，我们构建并比较了决策树(DT)、随机森林(RF)和梯度提升决策树(GBDT)三种集成学习模型对 PM_{2.5} 浓度的预测性能，并采用 5 折交叉验证方法对各模型的拟合能力与泛化性能进行综合评估，结果如表 1 所示：

Table 1. Evaluation of prediction results from different models
表 1. 不同模型预测结果评价

模型	RSMA	MAE	R ²
决策树(DT)	426.97	13.13	0.490
随机森林(RF)	343.67	11.87	0.590
GBDT	380.29	12.87	0.546

模型验证结果显示，随机森林模型表现最优，其均方根误差(RSMA)和平均绝对误差(MAE)均为三种模型中最低，决定系数(R²)达到 0.590，显著高于决策树(0.490)和 GBDT (0.546)。与决策树相比，随机森林的 RSMA 降低了约 19.5%，MAE 降低了约 9.6%；与 GBDT 相比，RSMA 降低了约 9.6%，MAE 降低了约 7.8%。5 折交叉验证结果进一步表明，随机森林模型具有较好的拟合能力和泛化性能，能够较为准确地预测安庆市 PM_{2.5} 浓度的时空变化特征及其对农业生产区域的影响，为郊区农田重污染精准预警和作物防护措施制定提供了可靠的模型支撑，结果具有较强的应用价值。

4. 结论与讨论

本研究通过多尺度统计分析、K-means 聚类、随机森林模型以及部分依赖图等方法，对安庆市 PM_{2.5} 浓度的时空变化特征、气象驱动机制及其对农业生产的影响进行了系统研究。研究表明，安庆市颗粒物污染对农业生产区域的影响具有明显的季节和日变化规律。

研究结果显示，安庆市 PM_{2.5} 浓度呈现显著的季节差异和双峰型日变化特征，冬季为污染高发期，主城区及工业影响区浓度明显高于郊区农业生产区域。这种时空分布特征使得冬季高污染过程对农田光照、作物光合作用及叶片生理功能的影响尤为突出，与长三角地区其他城市的研究结果具有一定一致性，但安庆市城区与农业区域之间的浓度梯度更为显著。

随机森林模型的特征重要性分析结果显示，相对湿度、风速和边界层高度是影响 PM_{2.5} 浓度变化的主要气象因子。在高湿度、低风速以及低边界层高度条件下，污染物易在农业区域持续积累，加剧污染过程。滞后相关分析和部分依赖图进一步揭示了气象因子对 PM_{2.5} 浓度的非线性响应与滞后效应，尤其在相对湿度超过 70%、风速低于 1.5 m/s 时，PM_{2.5} 浓度显著升高，会明显降低农田能见度，抑制作物光合作用效率，并增加叶片颗粒物沉积，对水稻、小麦等主要农作物的生长和产量产生不利影响，使其产量和品质下降。

本研究通过机器学习方法实现了气象驱动因子的定量评估，并利用部分依赖图直观揭示了非线性关系及多因子协同作用，增强了对 PM_{2.5} 污染形成机制及其农业影响分析的深度和可靠性。

本研究仍存在一定局限性。数据时间序列为 2023~2025 年，时间跨度相对有限，对于长期趋势及极

端污染事件对农业生产的累积影响分析仍存在不确定性。未来可进一步延长观测时间序列, 结合更多农业气象观测数据, 深入探讨 $\text{PM}_{2.5}$ 污染对不同作物生长阶段的具体影响。

综上, 本研究定量解析了安庆市 $\text{PM}_{2.5}$ 污染的时空演变特征与气象驱动机制, 明确了其对农业生产的潜在影响, 为当地农业区重污染防控和农田保护提供科学数据支撑。

参考文献

- [1] 陈阳, 曾钰, 张琴, 等. 气象因素对长沙市 $\text{PM}_{2.5}$ 周期性变化规律的影响分析[J]. 四川环境, 2014, 33(6): 81-87.
- [2] 黄洋, 吴胜平, 陈绪财. 近 4 年安庆地区 $\text{PM}_{2.5}$ 时间分布特征及气象条件分析[J]. 安徽农学通报, 2019, 25(19): 105-107.
- [3] 陈雪琴, 田俊杰, 朱书慧, 等. 基于碳污融合清单与空气质量模型的长三角 $\text{PM}_{2.5}$ 与碳排放协同来源解析[J/OL]. 中国环境科学: 1-16. <https://link.cnki.net/doi/10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20260521.004>, 2026-05-26.
- [4] 韩素芹. 天津臭氧污染成因及预报技术研究[M]. 北京: 气象出版社, 2023.
- [5] 肖宇. 基于多机器学习算法耦合的空气质量数值预报订正方法研究及应用[J]. 环境科学研究, 2022, 35(12): 2693-2701.
- [6] 赵兴赞, 张强, 杨方社, 等. 基于 XGBoost-SHAP 方法的陕西省 $\text{PM}_{2.5}$ 影响因素分析[J]. 环境科学研究, 2025, 38(5): 990-999.
- [7] 多吉卓玛, 阿旺白姆, 德庆卓嘎, 等. 基于随机森林模型的拉萨市 $\text{PM}_{2.5}$ 质量浓度变化趋势分析[J]. 内蒙古气象, 2026(1): 26-31.
- [8] 赵晨曦, 王云琦, 王玉杰, 等. 北京地区冬春 $\text{PM}_{2.5}$ 和 PM_{10} 污染水平时空分布及其与气象条件的关系[J]. 环境科学, 2014, 35(2): 418-427.
- [9] 艾鑫, 张小玲, 何雨璐. 四川盆地高温-臭氧复合事件时空特征和气象驱动因子[J]. 环境科学研究, 2026, 39(7): 1611-1620.
- [10] 曹杰, 张旭, 宋佃星. 基于遥感数据的滁州市不透水面时空变化分析[J]. 安徽农学通报, 2026, 32(1): 71-74.