北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

多传感器无人机林区大气监测三阶段校准方法：跳变检测至深度学习

李滨 谭政 朱会宝 于立成

Three-stage calibration method for multi-sensor UAV forest atmospheric monitoring: from jump detection to deep learning

Li Bin, Tan Zheng, Zhu Huibao, Yu Licheng

引用本文:
李滨, 谭政, 朱会宝, 于立成. 多传感器无人机林区大气监测三阶段校准方法：跳变检测至深度学习[J]. 北京林业大学学报, 2026, 48(3):152–164. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250306
Li Bin, Tan Zheng, Zhu Huibao, Yu Licheng. Three–stage calibration method for multi–sensor UAV forest atmospheric monitoring: from jump detection to deep learning[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(3):152–164. doi: 10.12171/j.1000–1522.20250306

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20250306

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

基于无人机激光雷达的天然林林隙识别
Forest gap identification in natural forest based on UAV LiDAR
北京林业大学学报, 2022, 44(6): 44–53. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210524

基于Mask R–CNN和迁移学习的无人机遥感影像杉木单木树冠提取
UAV remote sensing image extraction of single tree crown of Chinese fir based on Mask R–CNN and transfer learning
北京林业大学学报, 2024, 46(3): 153–166. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20210343

基于无人机激光雷达点云数据估算红树林覆盖度
Estimating mangrove forest coverage based on unmanned aerial vehicle (UAV) LiDAR point cloud data
北京林业大学学报, 2025, 47(2): 143–151. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240185

基于改进RRT与GA的多目标路径规划
Multi–objective path planning based on improved RRT and GA: taking UAV forest inspection as an example
北京林业大学学报, 2025, 47(4): 129–141. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240356

基于无人机影像和MDIEA–YOLO苗木识别模型的造林验收智能系统
An intelligent system for afforestation acceptance based on UAV images and MDIEA–YOLO seedling recognition model
北京林业大学学报, 2025, 47(5): 14–25. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20240354

基于无人机激光雷达的人工林碳储量线性与非线性估测模型比较
Comparison in linear and nonlinear estimation models of carbon storage of plantations based on UAV LiDAR
北京林业大学学报, 2021, 43(12): 9–16. https://doi.org/10.12171/j.1000–1522.20200417

DOI:10.12171/j.1000−1522.20250306

多传感器无人机林区大气监测三阶段校准方法：跳变检测至深度学习

李 滨 谭 政 朱会宝 于立成
（东北林业大学机电工程学院，黑龙江 哈尔滨 150040）

摘要:【目的】为克服复杂林地下地面站点稀疏、响应滞后以及无人机观测易受姿态扰动、下洗气流和传感器响应滞后影响而导致精度不足的难题，拟构建一套搭载多传感器的无人机大气监测及其数据校准系统，形成从数据获取到精度提升的完整技术路径，以满足林区高空间分辨率、大气环境动态监测的需求。**【方法】**本研究设计并集成无人机平台、多传感器载荷、GPRS 数据链路与嵌入式采集软件，实现 $PM_{2.5}$、PM_{10}、NO_2、SO_2、CO、O_3 六种污染物以及温湿度的同步获取。随后依次开展三阶段处理：首先采用 JUMP-MAD 跳变检测与缺失值处理策略对原始序列进行异常识别与修复，其次利用林区固定传感器监测节点的高精度观测引入自适应反距离加权（AIDW）进行空间插值以生成时空一致的“准真实值”，最后构建融合残差结构与样本级注意力机制的深度神经网络（RADNN）并耦合随机森林回归形成两阶段校准框架（RADNN−RF），学习多传感器、多时空尺度的潜在误差模式，实现无人机数据的精确校准。**【结果】**（1）异常值检测方法能够有效识别突变点，在保障数据连续性的同时降低噪声；（2）不同插值算法的留一验证对比中，相比于传统反距离加权法 IDW，AIDW 使 MAE 从 0.823 降至 0.763，更准确地刻画了林地非均质浓度场；（3）所构建的 RADNN−RF 多传感器融合模型，与“准真实值”对比的各项大气环境因子平均误差均在 3% 以内，在 $PM_{2.5}$ 的表现上与“准真实值”趋势高度一致，R^2 为 0.97。校准结果显著优于校准前的原始数据，整体提升了数据准确性。同时模型能够在不同污染物之间实现联合建模与多尺度特征提取，充分挖掘温湿度等辅助特征的调节作用，有效提高了预测精度与稳健性，校准后浓度更贴近固定节点插值结果，且具备良好的泛化能力。**【结论】**“异常检测—空间插值—深度融合”三阶段流程可系统降低无人机观测扰动影响，显著提升林区大气环境监测的精度与可靠性，为构建林地高分辨率、动态空气质量监测体系提供了可行且可推广的技术方案。

关键词：多传感器融合；无人机；大气环境监测；跳变抑制；空间插值；深度学习校准；自适应反距离加权 (AIDW)；泛化能力
中图分类号：TP212.6；TP79；S716 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2026)03−0152−13
引文格式：李滨，谭政，朱会宝，等. 多传感器无人机林区大气监测三阶段校准方法：跳变检测至深度学习［J］. 北京林业大学学报，2026，48(3)：152−164. Li Bin, Tan Zheng, Zhu Huibao, et al. Three-stage calibration method for multi-sensor UAV forest atmospheric monitoring: from jump detection to deep learning[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2026, 48(3): 152−164.

Three-stage calibration method for multi-sensor UAV forest atmospheric monitoring: from jump detection to deep learning

Li Bin Tan Zheng Zhu Huibao Yu Licheng
(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China)

Abstract: [**Objective**] To address the challenges of sparse ground stations, delayed response in complex forest environments, and reduced unmanned aerial vehicle (UAV) observation accuracy caused by platform

收稿日期：2025−08−08 **修回日期：**2026−01−18
基金项目：哈尔滨市应用技术研究与开发项目（留学回国创业人才 A 类）（2017RALXJ011）。
第一作者：李滨，教授。主要研究方向：先进制造技术及装备。Email：Libin1975@nefu.edu.cn 地址：150040 黑龙江省哈尔滨市和兴路 26 号东北林业大学机电工程学院。
本刊网址：https://j.bjfu.edu.cn；https://journal.bjfu.edu.cn

perturbations, downwash airflow, and sensor lag, this study proposes a multi-sensor UAV atmospheric monitoring and data calibration systema. This framework establishes a complete technical pipeline from data acquisition to precision enhancement, fulfilling the demand for high-spatial-resolution, dynamic atmospheric monitoring in forested regions. [**Method**] We designed and integrated a UAV platform equipped with multi-sensor payloads, a GPRS data link, and embedded data acquisition software to simultaneously collect six pollutants ($PM_{2.5}$, PM_{10}, NO_2, SO_2, CO, O_3), and temperature-humidity data. Subsequently, we implemented a three-stage processing workflow: (1) applying the JUMP-MAD algorithm for jump detection and missing-value handling to identify and repair anomalies in raw time series; (2) generating spatiotemporally consistent "quasi-ground-truth" fields via adaptive inverse distance weighting (AIDW) interpolation, leveraging high-accuracy observations from fixed forest monitoring nodes; and (3) developing a two-stage calibration framework—RADNN-RF—that combines a deep neural network with residual architecture and sample-level attention mechanisms (RADNN) with random forest regression to learn nonlinear error patterns across multiple sensors and spatiotemporal scales. [**Result**] (1) The outlier detection method effectively identified abrupt changes while preserving data continuity and reducing noise. (2) In leave-one-out cross-validation of interpolation methods, AIDW outperformed conventional IDW, reducing MAE from 0.823 to 0.763 and better capturing the heterogeneous concentration field in forested areas. (3) The final RADNN-RF fusion model achieved average errors below 3% across all atmospheric parameters when compared to quasi-ground-truth values. For $PM_{2.5}$, the model showed excellent agreement in trend with an R^2 of 0.97—significantly surpassing uncalibrated raw data. Moreover, the model enabled joint modeling across pollutants and multi-scale feature extraction, effectively leveraging auxiliary variables like temperature and humidity to enhance prediction accuracy and robustness. Calibrated concentrations closely aligned with fixed-node interpolation results and demonstrated strong generalization capability. [**Conclusion**] The proposed three-stage pipeline (anomaly detection−spatial interpolation−deep fusion) systematically mitigates UAV observation disturbances, and substantially improves the accuracy and reliability of atmospheric monitoring in forest ecosystems. This approach offers a practical and scalable technical solution for establishing high-resolution, dynamic air quality monitoring systems in forested landscapes.

Key words: multi-sensor fusion; UAV (unmanned aerial vehicle); air quality monitoring; jump suppression; spatial interpolation; deep learning calibration; adaptive IDW (AIDW); generalization capability

随着工业化与城市化进程的不断推进，空气质量问题日益严峻，特别是在森林生态环境中，大气污染物的积累与扩散对生态系统健康构成了潜在威胁[1]。林地作为自然生态系统的重要组成部分，其环境质量不仅影响区域生态平衡，还与碳汇效应及人居环境安全密切相关。因此，针对林地环境开展高精度、高频率的空气质量监测具有重要意义[2]。

然而，传统的地面固定监测站尽管具备数据稳定、精度高等优点，但其空间覆盖能力有限，难以满足林地等复杂区域对广域、高分辨率数据的需求[3]。近年来，无人机凭借其灵活机动、可编程飞行以及低空覆盖能力强等优势，被广泛应用于大气环境监测[4−5]。然而，多旋翼无人机在飞行过程中会产生强烈的气流扰动，其下洗气流、侧向涡旋及尾流结构会扰乱局部空域中污染物的分布状态，对颗粒物与气体的浓度梯度结构造成干扰，从而影响传感器对真实环境浓度的感应能力。此外，无人机平台存在持续的轻微姿态变化，传感器在进气方向、姿态角度及响应延迟等方面可能产生一定的系统性测量误差。传感器位置相对于螺旋桨位置的偏移，以及环境风速、微地形引起的局地回流和湍流等因素，均会导致瞬时浓度值与地面固定节点的数据产生较大差异[6]。因此，如何使无人机采集的数据更接近真实值，提升其监测精度与可靠性，成为本研究的关键问题[7]。在多传感器融合框架下，数据预处理与时空联合修正是通用环节，而无人机数据校准的前提是参考固定传感节点提供的“准真”参考数据集[8]。

基于上述挑战，本研究拟构建一个面向林地大气环境监测的三阶段多传感器融合系统，以无人机与地面固定传感器监测节点（下文简称“固定节点”）的协同观测为基础，形成从数据获取到精度提升的完整技术路径。系统旨在通过 3 个连续阶段逐步降低无人机数据的扰动影响。第一阶段将采用 JUMP−MAD 跳变检测与缺失值处理策略，以提升原始监测

序列的稳定性。第二阶段计划利用固定节点数据对无人机采样位置进行空间插值校准，本文引入自适应反距离加权（Adaptive Inverse Distance Weighting, AIDW）方法，以增强非均质林地条件下对局地浓度差异的刻画能力[9]。第三阶段将重点开展深度融合建模，设计融合残差结构与注意力机制的深度神经网络模型（Residual Attention DNN，RADNN），并结合随机森林（Random Forest，RF）回归形成两阶段校准框架（RADNN−RF），以更充分地学习多传感器、多时空尺度下的潜在误差模式[10−11]。

1 面向林地大气环境监测的三阶段多传感器融合系统的构建

1.1 异常值检测与缺失值处理

在无人机大气污染监测任务中，传感器采集的污染物浓度数据易受复杂环境干扰[12−13]。尤其是悬停飞行过程中的升力干扰、传感器老化、电磁干扰或短时测量波动（如短时尖峰）等，可能导致个别值显著偏离其邻近时刻的趋势，即出现超阈值异常；此外，通信失败或丢包也可能导致数据间歇性缺失[14]。这些异常和缺失会严重影响后续数据拟合、建模和预测的精度，甚至引发模型训练中的误判或过拟合现象。因此，本文对原始数据进行了异常值检测与缺失值插补，以确保输入数据的稳定性与连续性，提升数据的可用性与可信度。

考虑到无人机采集的污染物数据在短时尺度内变化有限，其中突变类异常点是最主要的噪声类型。为此，本文引入一种跳变幅度（JUMP）与局部鲁棒统计（MAD）的联合检测策略，综合利用跳跃性与局部鲁棒性的优势，建立动态判别规则，以提高异常值判别的准确性。跳变率的检测判据如下。

$$\Delta_t = \max\left(\left|\frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1} + \varepsilon}\right|, \left|\frac{x_t - x_{t+1}}{x_{t+1} + \varepsilon}\right|\right) \tag{1}$$

式中：Δ_t表示当前时刻的跳变幅度，x_t、x_{t-1}、x_{t+1}分别表示本时刻、前一时刻与后一时刻的污染物浓度（文中所有“浓度”均指污染物的质量浓度），ε为防止分母为 0 的小常数量。

MAD 确认机制的公式为

$$D_t = \frac{|x_t - \tilde{x}_t|}{M_t + \varepsilon} \tag{2}$$

式中：D_t为基于 MAD 的趋势偏离度指标；M_t为窗口内样本相对于中位数的中位绝对偏差；$\tilde{x}_t$为滑动窗口内的中位数。联合判据最终确认异常点的公式为

$$t \in \mathcal{A} \Longleftrightarrow \Delta_t > \delta \wedge D_t > \kappa \tag{3}$$

式中：$\mathcal{A}$为最终异常点的集合。只有同时满足跳变率过大与 MAD 偏离大这两个条件的时刻 t，才被判为异常点。最后，所有异常值与缺失值通过线性插补完成修复。

1.2 固定节点插值

在本系统中，为实现无人机采样点污染物浓度数据的精准校对，需构造一个能够反映真实值的参考基准。因此，在无人机飞行测量过程中，将无人机每一测量时刻的数据与其同一时刻所处位置的固定监测节点数据进行校准对比。然而，由于实验所需工程量庞大，且部署遍布林地的固定节点成本较高，本研究在 1 km^2 样区内均匀分布 4 个固定监测节点于 4 个象限的中心。一方面，这种布局可形成对监测区域的基本“包络”，减少插值外推带来的边缘偏差，满足基于距离权重的插值对空间覆盖与几何分布均衡的要求，从而降低估计误差并提高稳定性。在无人机测量时段的每一测量时刻，将固定节点数据向无人机位置插值，以推算出其在无人机采样位置的拟真实值。该插值将作为后续污染物浓度校准模型的监督信号，起到构建标签、指导模型学习的关键作用[15]。

传统空间插值方法中，最常用的是反距离加权法（Inverse Distance Weighting, IDW）。其基于“相邻点相似性”原则，利用距离加权方式拟合邻近点监测值。但 IDW 中的距离幂指数 α 为人为设定的常数，无法根据实际分布状态动态调整。

针对上述问题，本文选用 AIDW 作为改进方案。AIDW 基于 IDW 的空间权重赋值，并能根据不同的空间分布特征自动调节权重参数 α 大小，以适应不同的空间分布结构。在本研究所处的非均质林地小尺度场景中，其自适应权重设计能够更好地反映局地浓度差异，避免固定参数导致的数据偏离[16−17]。本实验中固定节点 AIDW 插值过程及插值后数据的初始质量如图 1 所示。

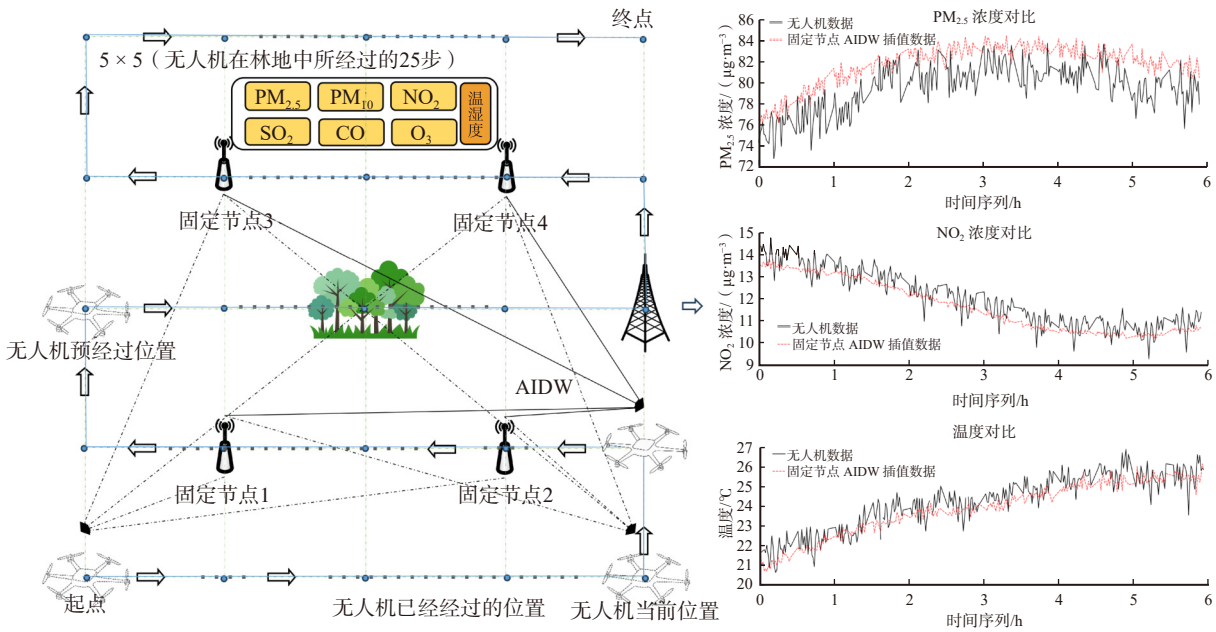
IDW 方法假设：两个空间位置越接近，其观测属性越相似。其标准插值模型为

$$T = \sum_{i=1}^{n} w_i T_i, \text{ 其中} w_i = \frac{d_i^{-\alpha}}{\sum_{j=1}^{n} d_j^{-\alpha}} \tag{4}$$

式中：T为目标点估计值；w_i为对应的空间权重系数；T_i表示第 i 个观测点的观测值；d_i与d_j表示第 i 个观测点与第 j 个观测点到目标插值点的欧氏距离；α 为幂指数控制参数，不再为常数，而是根据各节点分布结构动态调整，定义为

$$\alpha = \mathrm{clip}\left(\alpha_0 + \beta \cdot \left(\frac{\sigma_\mathrm{d}}{\mu_\mathrm{d}} - \rho_0\right)\right) \tag{5}$$

式中：σ_d，μ_d为当前点与其最近 k 个邻居的距离标准



a 固定节点AIDW插值过程　　b 无人机实测数据与固定节点 AIDW 插值对比

图 1　在固定节点上基于 AIDW 的数据插值及其与无人机实测数据对比

Fig. 1　AIDW-based data interpolation and comparison with UAV-measured values at fixed nodes

差和均值；α_0、β、ρ_0均为经验参数；clip 函数用于限制幂指数在区间 $[\alpha_{\min},\alpha_{\max}]$ 内，其中$\alpha_{\min}$为幂指数α的下限约束值，用于防止权重过于平坦；$\alpha_{\max}$为幂指数α的上限约束值，用于防止权重过度集中于最近观测点。

1.3　基于时间序列的深度神经网络监测

本研究基于深度神经网络（Deep Neural Network，DNN）构建了一种融合残差连接与注意力机制的深度神经网络模型，命名为 RADNN，以实现无人机监测数据与固定节点插值数据之间的精确映射与监督校准。DNN 通过层级化的结构实现对输入数据的多层次特征抽象与表示，其核心优势在于能够对非线性映射关系进行高效建模，从而捕捉数据中的复杂结构特征[18]。这种多层感知机制使得模型在表达复杂分布和潜在关系时具有强大的逼近能力，其基本运算过程可形式化地表示为

$$h_q^{(l+1)} = g\left(\sum_{p=1}^{s_l} w_{qp}^{(l)} h_p^{(l)} + b_q^{(l)}\right) \tag{6}$$

式中：$h_p^{(l)}$表示第l层第 p 个神经元，$h_q^{(l+1)}$表示第 $l+1$ 层第 q 个神经元，$w_{qp}^{(l)}$表示连接第 l 层第 q 个神经元与第 $l+1$ 层第 p 个神经元之间的权重，$b_q^{(l)}$表示第 $l+1$ 层第 q 个神经元的偏置项，s_l表示第 l 层的神经元个数，$g(\cdot)$表示非线性激活函数。

本研究所构建的基于 DNN 的 RADNN 模型通过误差反向传播机制不断更新各层神经元之间的连接权重[19]。传统深度网络使用 Sigmoid 等较早时期的激活函数，往往会导致网络传输时难以收敛，即存在梯度消失的现象。为了解决这一问题，本文采用了带有负区间导通特性的 LeakyReLU 激活函数，使神经元即使输入为负值也能保持微弱梯度，从而避免“神经元死亡”，提高网络训练的稳定性。在每一全连接层后加入了 BatchNorm 与 Dropout，通过批处理归一化与丢弃操作，将小批量中的激活值标准化，保证网络中每一层输出的分布相对稳定，同时加快收敛速度。此外，随机失活一部分神经元，降低网络对某一条路径的依赖，防止模型过拟合。

为有效缓解深层网络训练时出现的退化问题，提高污染物时序校准建模的稳定性和鲁棒性，本研究在 DNN 模型中引入了两级全连接残差模块（ResBlock），每个残差块均由两层线性变换构成。本文所采用的残差结构可形式化表达为

$$\boldsymbol{y} = \mathcal{F}(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{W}) + \boldsymbol{x} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{x}$与$\boldsymbol{y}$为残差模块输入与输出的特征向量；$\boldsymbol{W}$为残差模块中两层线性变换所对应的可学习参数矩阵集合；$\mathcal{F}(\cdot)$为模块内的非线性变换函数。

残差模块将块内的输入向量与两次线性变换后的输出相加，再进行非线性激活，以实现跨层信息传递。其反馈结构在保证网络参数不变的基础上增强多层特征表示能力，从而使模型更高效地学习多层内容。残差模块 1 与残差模块 2 结构相同，但层级不同，此处仅以残差模块 1 示例（图 2）。

在多变量空气污染预测任务中，通道注意力机制能够有效为目标污染物预测分配较高的注意权重，突出对当前时间点预测影响最大的输入特征，同时

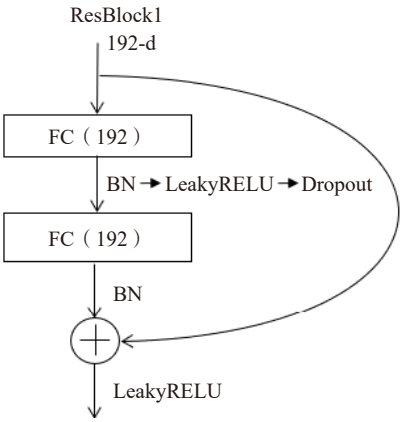


图 2 残差模块 1 结构

Fig. 2 Structure diagram of residual module 1

降低非关键变量的贡献，从而提升特征利用效率与回归精度[20]。与传统的通道注意力机制不同，本文设计的注意力模块包含两层线性映射和一层 Tanh 非线性激活函数，通过全局加权控制每个样本的参与度。该机制使模型在面对污染物强干扰或冗余输入时，能够自动弱化不利影响，从而提升泛化能力[21]。具体而言，输入前层残差模块输出的 192 维特征向量，首先通过一层线性变换将其降维至 64 维潜在表示，并利用 Tanh 激活函数增强特征间的非线性交互；随后再次通过线性变换生成 1 维权重表示，并使用 Softmax 函数进行归一化处理，形成最终的注意力权重。得到的权重将与原始通道特征逐维相乘。本文设计的样本级注意力机制如图 3 所示。

RADNN 模型将残差结构与注意力机制融入到 DNN 中。首先，通过按 1 层递增的原则对残差与注意力机制的组合结构进行实验，最终在 8 层时取得最佳收敛效果。模型的前两层为全连接映射层，对输入的污染物及气象特征进行非线性变换，提取初步的潜在表达。随后是两个连续的全连接残差模块，每个模块内部包含两层线性变换、批标准化、激活函数以及 Dropout 操作。通过跨层残差加法连接输入特征与输出特征，有效缓解了深层网络中的退化问题，同时增强了特征表达能力。在残差模块之后，引入样本级注意力机制，动态调整每个样本在最终预测中的表达权重，输出一个注意力权重，从而增强关键样本的表达并抑制噪声样本，提升模型的泛化能力。输出部分由 3 层线性变换组成，将残差模块后的特征表示逐步降维至 96 维和 48 维，最终映射出污染物浓度预测值。模型主干结构共包含 8 层全连接映射层，其中前 2 层为特征提取模块，中间 4 层由两个残差块构成，最后 2 层用于输出前的降维建模。最终，模型分别得到 8 个变量的预测结果。RADNN 模型结构如图 4 所示。

此外，由于 RADNN 是基于端到端的反向传播优化模型，损失函数在面对较大波动噪声时，可能会使模型更注重整体拟合趋势，而非个别高误差点。针对这一问题，本研究引入随机森林模型对数据进行二次校准。随机森林作为一种广泛应用的机器学习方法，通过大量树集成模型结合自助采样法进行训练，具有良好的泛化能力以及学习复杂数据分布的能力，在回归和分类任务中表现优异。该模型通过描述数据规律，以树的形式进行近似回归或分类预测，在大气环境建模中对 $PM_{2.5}$ 浓度的估测展现了优秀性能[22]。作为一种典型的非参数回归方法，其数学表达形式可表示为

$$\hat{y}^{(1)} = f_{\mathrm{DNN}}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{res}}) = f(\mathrm{RH}, \mathrm{PM}_{10}, \cdots\cdots) \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{x}_{\mathrm{res}} \in \mathbf{R}^{192}$ 是融合特征输入，包含多个时序样

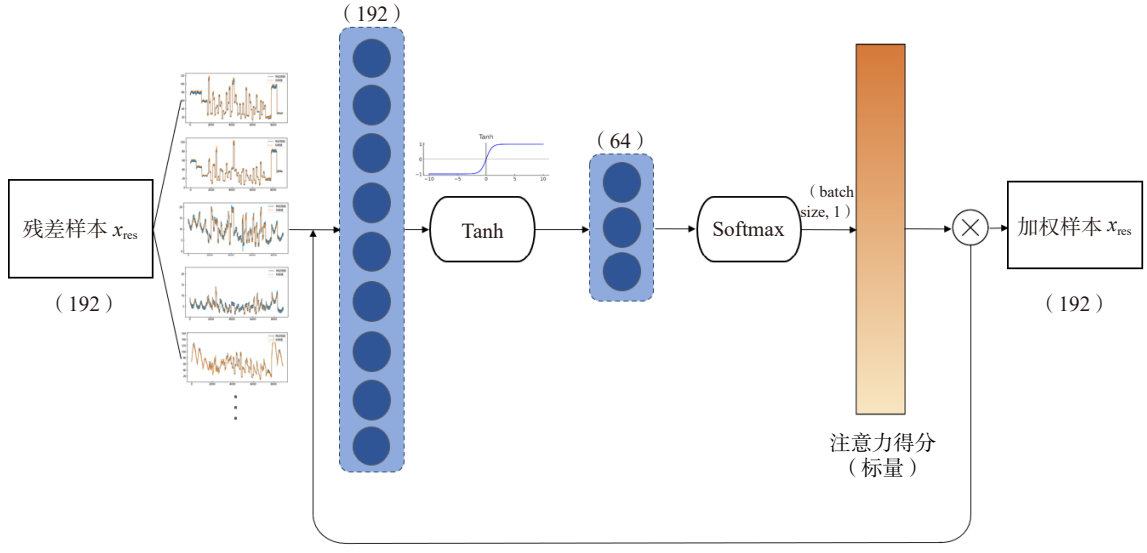


图 3 样本级注意力结构

Fig. 3 Sample-level attention structure

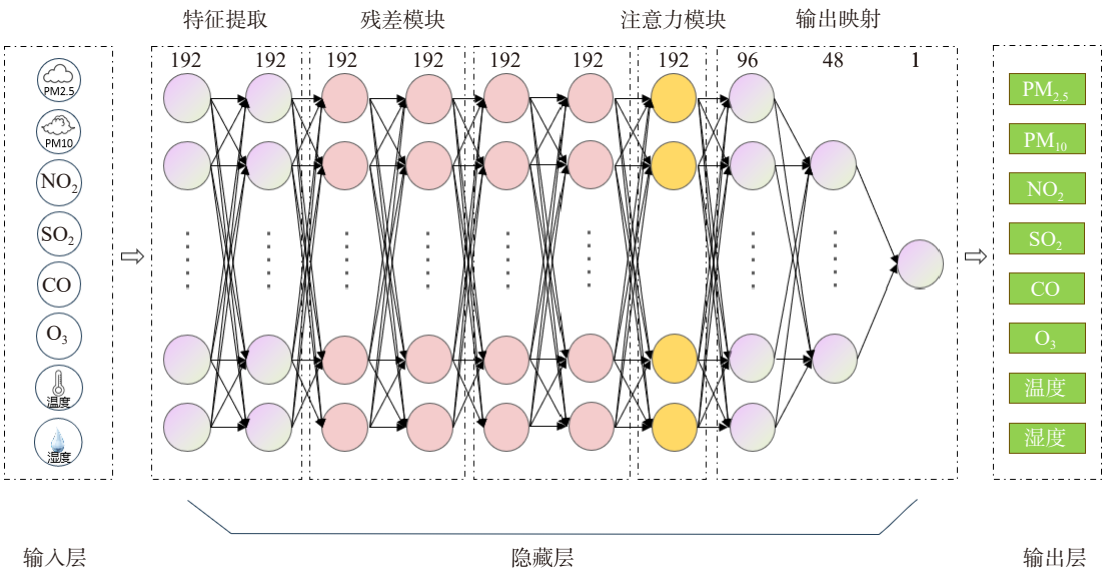


图 4　RADNN 模型结构

Fig. 4　Structure diagram of RADNN module

本或经过残差与注意力加权后的特征；$\hat{y}^{(1)}$ 为第一阶段校准结果。

引入随机森林模型 f_{RF}，以 $\hat{y}^{(1)}$ 为输入构建第二阶段模型以进一步拟合其与真实值之间的非线性残差关系。

$$\hat{y}^{(2)} = f_{\mathrm{RF}}(\hat{y}^{(1)}) \tag{9}$$

最终预测结果为

$$\hat{y} = \hat{y}^{(2)} \tag{10}$$

本文在总结既有 DNN 改进方向的基础上，提出融合残差结构与通道注意力机制的 RADNN 模型，并结合随机森林构建两阶段校准框架，针对林地无人机监测中的非线性误差特征进行建模。

1.4　多传感器数据融合模型

本研究构建的多传感器融合框架如图 5 所示。整体流程包括 3 个阶段：首先，无人机与固定节点传感器分别采集 $PM_{2.5}$、PM_{10}、气态污染物、温湿度等多源数据；随后，利用预处理模块进行缺失值填补、异常值检测与时间对齐，确保输入数据的完整性与一致性，并通过 AIDW 插值将固定节点数据映射到无人机位置上；最后，基于所提出的 RADNN−RF 模型开展融合建模。其中，RADNN 负责学习复杂的非线性误差特征，随机森林进一步对残差进行校正，从而得到更接近真实值的预测结果。该框架能够充

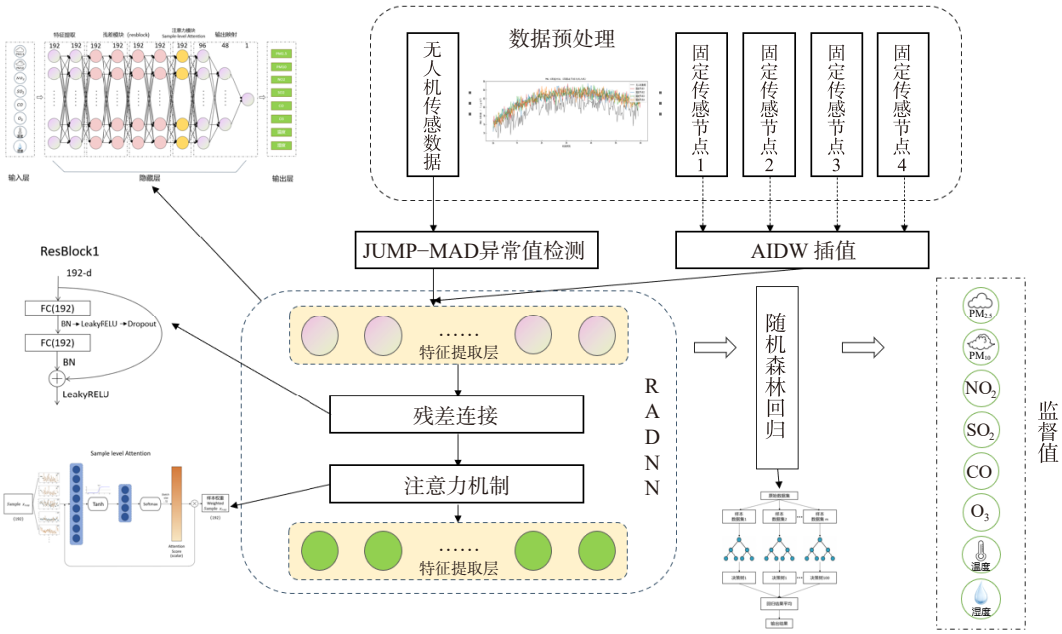


图 5　多传感器融合框架

Fig. 5　Multi-sensor fusion framework

分利用不同类型传感器的优势，实现无人机监测数据的高精度校准。

2 系统的应用

2.1 应用区域概况

研究区位于黑龙江省森林植物园实验园内，林分结构以典型温带针阔混交林为主，优势树种包括白桦、樟子松和胡桃楸等，同时混生少量其他针叶树种。林层结构完整，乔木层平均冠闭合度约为 0.7，林下分布有草本植被带，高度介于 0.5 ~ 1.5 m 之间。乔木平均树高约为 11.5 m，胸径范围为 17 ~ 40 cm，均值约 27 cm；冠幅范围为 10 ~ 35 m^2，平均约 18 m^2，林分密度约为 900 株/hm^2。实验区内各监测点均远离主要干扰源，距园区主干道路的最短水平距离约为 180 m，距停车场约 240 m，且园区内部禁止机动车通行，从而有效降低了交通排放对 NO_2 与 CO 等监测指标的直接影响。研究区林地属于典型的温带园林型混交林，林下通风条件中等，为插值建模提供了相对稳定的环境边界条件。

2.2 无人机监测系统设计

无人机监测系统由机载端和地面端两部分组成：机载端以 STM32 为核心，连接 $PM_{2.5}$、PM_{10}、NO_2、SO_2、CO、O_3 及温湿度传感器，结合定位信息完成数据采集、存储，并通过 SIM800C 模块的 GPRS 功能上传数据。数据经互联网传输至服务器后，由监测数据处理模块统一存储，并进入时间序列校准模型，以实现无人机环境监测数据的精确修正。为满足无人机的空间需求，本实验选用大疆 F550 无人机平台。无人机系统的组成框图如图 6 所示。

2.3 监测系统的硬件与软件设计

2.3.1 嵌入式控制模块

系统的硬件电路包括嵌入式控制模块、STM32F103 最小系统电路、大气环境参数采集模块、定位模块、数据存储模块以及数据传输模块，用于实现数据的采集、存储与传输，为后续数据融合提供基础支持[23]。系统硬件框图如图 7 所示。

STM32F103 最小系统电路以其高性能、低功耗和丰富的接口，非常适合用于大气环境监测系统中的数据采集与处理。该系统基于 STM32F103C8T6 微控制器，主频为 72 MHz，配备 64 kB Flash 和 20 kB SRAM。其最小系统电路包含电源、时钟、复位等基本外设，为系统提供了稳定的控制平台。简洁的电路设计使系统集成更加便捷，从而实现数据采集与发送端的嵌入式控制。该模块负责传感器数据采集与处理、数据存储及远程传输控制，并通过 μC/OS-II 实时操作系统进行任务调度，确保各模块协同工作，稳定运行[24]。

2.3.2 环境数据采集与定位模块

作为无人机监测大气环境因子的重要模块，气象传感器和空气质量传感器主要用于获取空气中的监测数据。大气环境参数主要包括 $PM_{2.5}$、PM_{10}、NO_2、SO_2、CO、O_3 浓度，以及温度、湿度等气象要素。

由于无人机平台的搭载重量和空间有限，针对 NO_2、SO_2、CO、O_3 四种气体的监测，选用了四合一的 SINGOAN 电化学传感器模组。该模组具备高灵

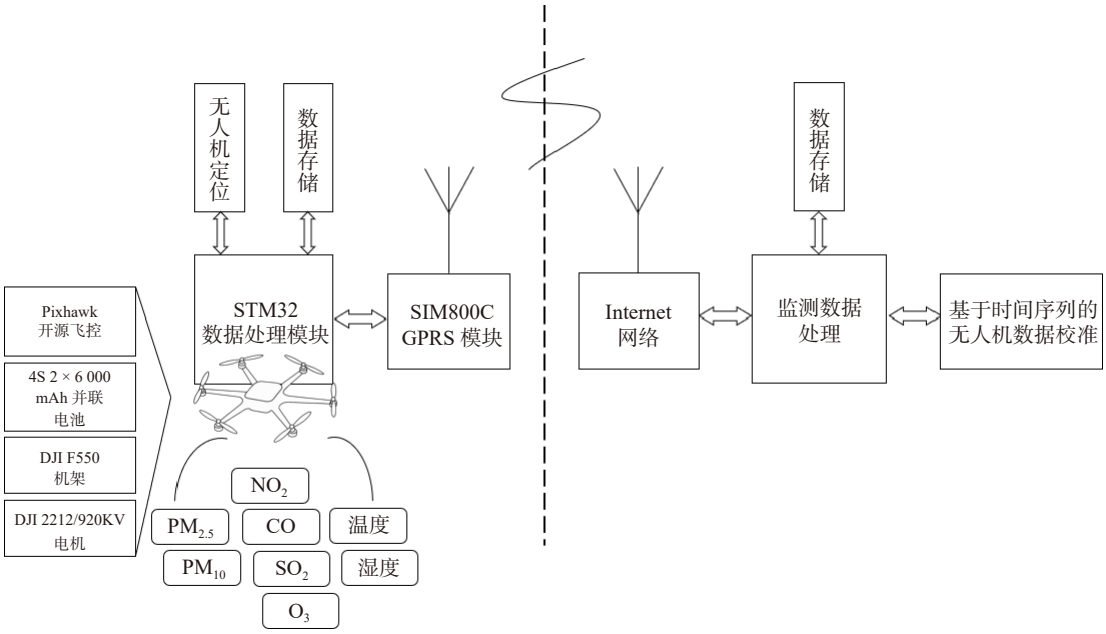


图 6 无人机系统组成框图

Fig. 6 Diagram of the unmanned aerial vehicle system composition

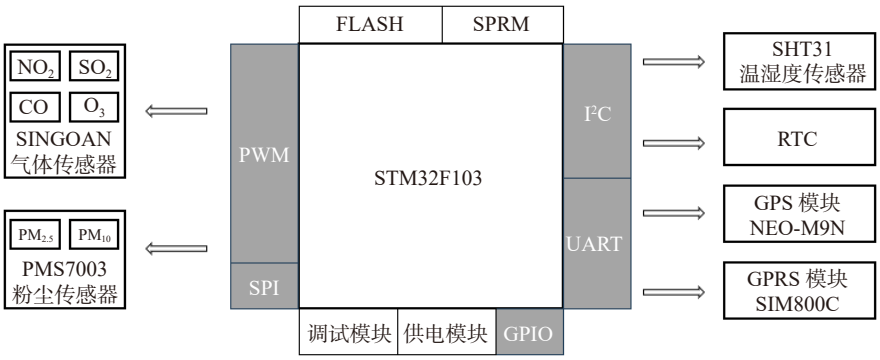


图 7　STM32 外围系统硬件图

Fig. 7　Diagram of the STM32 peripheral system hardware

敏度和抗干扰能力，能够有效捕捉低浓度气体的变化，满足林地大气环境监测的精度要求。对于 $PM_{2.5}$ 与 PM_{10} 颗粒物的监测，选用了基于激光散射理论的 PMS7003 粉尘传感器。该传感器具备快速响应特性和高精度，能够准确监测 $PM_{2.5}$ 和 PM_{10}，为环境污染物的实时监控提供了有力支持。此外，针对辅助监督要素的气象因子监测，选用了 SHT31 温湿度传感器。其快速响应和低功耗特性，使其与 STM32 嵌入式系统具有良好的兼容性，满足实时性和稳定性的要求。主要传感器的性能参数如表 1 所示。

此外，为获取无人机在各采样时刻的空间位置信息，定位模块选用 NEO-M9N。该模块支持多星系统，具备高刷新率，可提供高精度的时空参考，适用于飞行路径规划与测量数据的时间同步。

2.3.3　*数据存储与传输模块*

在机载平台上进行大气环境监测时，信号衰减和干扰可能导致数据丢失。为确保数据的完整性并增强后续分析的可靠性，监测终端将数据存储在 SD 卡中。同时，设备采用 SIM800C GPRS 无线传输芯片进行数据传输，通过 AT 指令集将数据转换为 JSON 格式并发送至远程服务器，从而实现监控中心的实时数据监测与分析[25]。

2.3.4　*软件总体设计*

系统基于嵌入式实时操作系统 μC/OS－II 实现多任务调度与功能管理。系统逻辑分为环境数据采集、定位、数据存储和数据传输四项功能任务[26]。系统上电后，通过库函数创建多线程任务并启动，其软件运行流程图如图 8 所示。

环境采集任务通过定时器捕获通道周期性读取 PMS7003 与各类 SINGOAN 电化学气体传感器的 PWM 输出信号，以获取各类污染物的实时浓度值。PWM 信号在 STM32F103 上由内部定时器进行宽度测量，结合滤波算法提取有效信息并结构化封装后送入系统消息邮箱。定位任务从 GPS 模块获取经纬度与时间戳信息，并以结构化格式写入共享邮箱；数据存储任务定时读取邮箱中的数据写入 SD 卡；数据传输任务则定期从邮箱中取出数据并通过 GPRS 模块实现远程上传。

2.4　数据采集

为尽量满足无人机数据采集的样本需求，在课题组的协助下，本实验任务于 2025 年 5 月 1 日开展，并于 2025 年 7 月 1 日结束。在实验的前 3 日与最

表 1　传感器性能参数

Tab. 1　Sensor parameters

监测内容	检测量程	分辨率	精度	检测原理	响应时间
$PM_{2.5}$	0 ~ 1 000 μg/m^3	1 μg/m^3	± 5%	激光散射	≤ 30 s
PM_{10}	0 ~ 1 000 μg/m^3	1 μg/m^3	± 5%	激光散射	≤ 30 s
SO_2	0 ~ 1 ppm	0.01 ppm	± 2%	电化学	≤ 20 s
NO_2	0 ~ 1 ppm	0.01 ppm	± 2%	电化学	≤ 20s
CO	0 ~ 10 ppm	0.1 ppm	± 2%	电化学	≤ 25 s
O_3	0 ~ 1 ppm	0.01 ppm	± 2%	电化学	≤ 30 s
温度	（−40 ~ 125）℃	0.01 ℃	± 0.2 ℃	热敏电阻	≤ 8 s
湿度	0 ~ 100%	0.01%	± 2%	湿敏电容	≤ 8 s

注：ppm 为体积分数单位（parts per million, ppm），虽非国际单位制（SI）基本单位，但在气体浓度检测与环境监测领域中提及分辨率时被广泛采用。

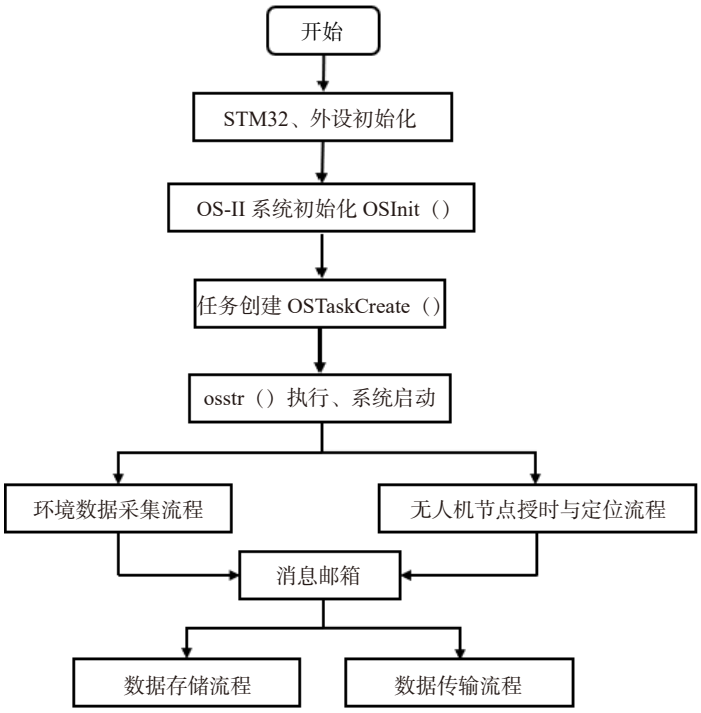


图 8 监测终端软件运行流程图

Fig. 8 Flowchart illustrating the operation of the monitoring terminal software

后 3 日，从 08:00 开始持续 11 h 的数据收集任务，至每日 18:55 结束。两台型号相同的无人机在 1 km^2 的林地中按照蛇形路径飞行，即无人机沿 X 轴正方向飞行至预定位置后，随即改变方向沿 Y 轴方向飞行一个空间步，之后沿 X 轴反方向飞行，直至到达区域边缘，再重复该过程。这种方式将林区划分为 5 × 5 的网格，形成 25 个均匀间隔的采样点，无人机会在这些点上采集数据，形成交替的水平方向运动。

实验主要针对林间即树冠以下区域进行空气质量检测，因此将固定节点安装在高度 1.5 m 位置，接近人群呼吸带，符合传感器布设宜在 3 ~ 6 ft(约 0.9 ~ 1.8 m)的建议。无人机在林下作业的飞行高度为 7 m，亦处于环境监测常用进样口 2 ~ 15 m，即视量程尺度的规范带内。在垂直方向上，因两者垂直高度差约为 5.5 m，位于林下近地层的低高度带，该带内污染物的细尺度垂直梯度通常较小，尤其在林冠下湍流混合作用增强时，其对监测结果的影响有限，误差几乎可以忽略不计[27−28]。

两架无人机采取轮流飞行及备用电池的方法，以每 1 min 为一个时间步，在每个时间步中让无人机沿预定方向前进 250 m(一个时间步中的空间间隔)，一次飞行任务为 25 min 以涵盖整片划定林区的 25 个点。在每个时间步中，无人机将用时 30 s 到达预定位置，30 s 悬停用于采样，以消除飞行过程中带动周边空气流动对污染物浓度造成的剧烈影响[28]。到达预定位置后回收无人机并更换电池、充电，5 min 后另一架无人机从起点起飞继续执行相同任务以完成实验，每小时得到数据 50 组。由于时间和经济原因，课题组无法每日都全部覆盖 11 h 的数据采集，因此为满足数据的季节性与时间相关性，从 5 月 4 日开始每日测量 2 h，测量 08:00—09:55 林地中大气环境数据；从 5 月 15 日开始测量时间调整为 10:00—11:55，并按照时间规律依次类推至 6 月 27 日。

2.5 评价指标

插值验证方法的定量评价选取均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)作为指标。

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{r=1}^{N}(X_r-Y_r)^2} \tag{11}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N}\sum_{r=1}^{N}|X_r-Y_{\mathrm{r}}| \tag{12}$$

式中：N 代表数据个数，X_r 表示第 r 个样本的估计值，Y_r 表示其真实观测值。

模型精度的定量评价额外选取决定系数(R^2)、均方误差(MSE)以及中位绝对误差(MedAE)三项指标。

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\overline{Y})^2} \tag{13}$$

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\hat{Y}_i)^2 \tag{14}$$

$$\mathrm{MedAE}=\mathrm{median}\left(|Y_i-\hat{Y}_i|\right) \tag{15}$$

3　结果与分析

3.1　异常值检测算法

为实现无人机大气环境监测系统对大气污染物的高精度监测，并使其监测结果可代表整片林区，本研究将来自无人机与固定监测节点的采样序列统一至 1 min 周期。本研究选取无人机在林地中的相邻两个波动较小的测量时段为基础，根据污染物跳变走向规律大体一致，算法以 $PM_{2.5}$ 为重点监测对象进行分析，监测时间为 7 h，共获得 350 个数据，以直观展示异常值检测方法性能。

针对监测采集的数据，使用 JUMP（跳变检测）、LOF−JUMP（局部多项式回归—跳变检测）、IF（孤立森林）以及本文提出的 JUMP−MAD（跳变—中位数检测）4 种算法检测异常，并比较各方法效果如图 9 所示。

对比可知，JUMP−MAD 在异常值命中率和检测精度方面显著优于其他 3 种方法，相较于 LOF 和 IF 等传统方法，其在空气质量突变点的识别上表现更为出色。

3.2　空间插值方法

为验证插值方法对 UAV 测量点空间污染物浓度的估计精度，本文采用交叉验证（Cross Validation, CV）策略中的留一验证法（Leave-One-Out Cross Validation, LOO-CV）。在每次迭代中，从 4 个固定节点中剔除一个作为测试点，并在余下的 3 个固定采样节点上估计该位置的污染物浓度，依次循环完成所有固定采样节点的估测。对这一时段的 $PM_{2.5}$ 进行留一验证得到的误差对比如表 2 所示。

由表 2 可知，AIDW 的 MAE 和 RMSE 均低于 IDW，其误差分别下降了 7.3% 与 5.1%；相较于 FIDW，则下降了 10.1% 与 8.6%。AIDW 通过调节自适应距离权重指数，能够自适应地调整不同区域内的权重大小，从而改善局部高值和低值区域中 IDW 方法易产生过拟合的问题。FIDW 在对象限均衡方面表现较好，但对于数据呈线状布站的特点，AIDW 更具优势。此外，本方法避免了训练集与验证集之间的样本交叉污染问题，在少量样本情况下仍具有一定的稳定性。

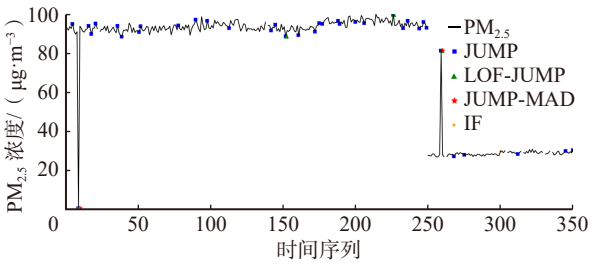


图 9　异常值检测方法对比图

Fig. 9　Comparison chart of outlier detection methods

表 2　3 种插值算法留一验证误差对比

Tab. 2　LOO-CV of the three interpolation algorithms for error comparison verification

插值算法	AIDW	IDW	FIDW
MAE/(μg·m^{-3})	0.763	0.823	0.849
RMSE/(μg·m^{-3})	0.875	0.922	0.957

3.3　RADNN−RF 模型效果

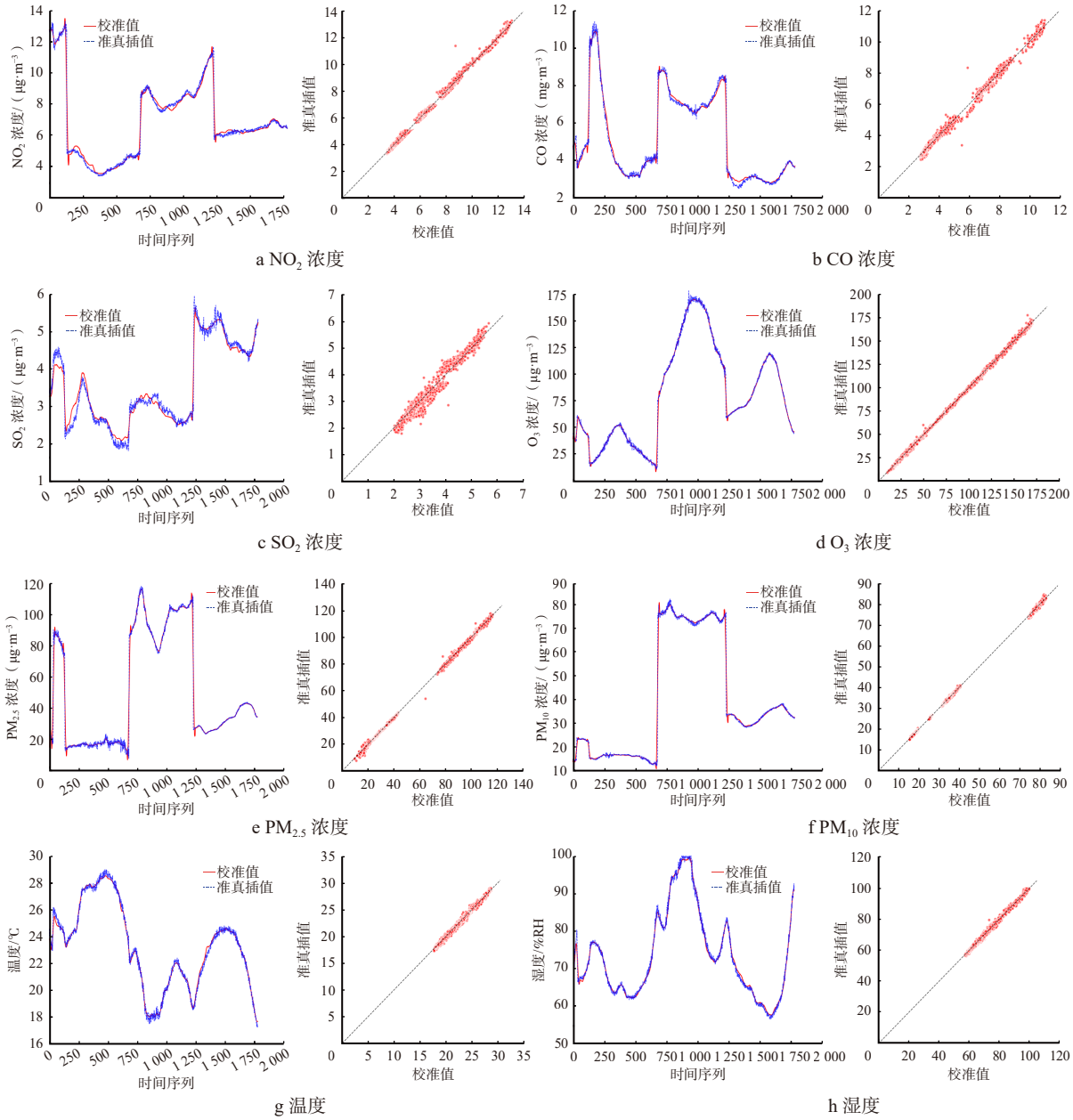
将 2025 年 5 月 1 日至 2025 年 7 月 1 日研究区范围内的所有数据进行清理与整合，最终收集到无人机数据 8 900 组，固定节点数据 35 600 组，用于模型的训练、验证与比较。在实验中，将最后 1 750 组监测数据划分为测试集，用于评估模型的性能。使用 RADNN-RF 测试无人机精准监控的效果，对空气中 6 种污染物（$PM_{2.5}$、PM_{10}、NO_2、SO_2、CO、O_3）以及气象数据（温度、湿度）的融合效果如图 10 所示。

由图 10 所示的各变量校准对比图可知，本文构建的两阶段校准模型 RADNN-RF 在 $PM_{2.5}$、PM_{10}、NO_2、SO_2、CO、O_3、温度与湿度这 8 类环境变量上均表现出优异的校准性能。模型输出值与基于 4 个节点插值构建的准真值在时间序列趋势上高度一致，数据对比的平均误差均控制在 3% 以内，相较于未使用机器学习监督方法的大气环境监测表现更优。实验结果表明，基于多传感器融合的无人机林地大气环境监测能够满足精准监测的需求。

为进一步验证所构建的校准模型（RADNN−RF）的泛化能力与精度，将最后 1 750 组数据作为测试集，分别采用随机森林、RADNN、RADNN−RF 三种方法进行测试，其融合效果如图 11 所示。

图 11 表明，本研究提出的 RADNN−RF 模型在实现从无人机数据到固定节点数据的精准校正方面取得了良好的效果。3 种方案的误差如表 3 所示。

其中 RADNN−RF 的 R^2 为 0.97，说明模型已经基本拟合了固定节点对林地中 $PM_{2.5}$ 的监测程度，可以近乎达到固定检测节点的监测效果，且其 MAE 为 0.81 μg/m^3，RMSE 仅为 1.09 μg/m^3，MSE 为 1.18 μg/m^3，反映了校正后的无人机监测精度与实地监测在整体上已差别不大。RADNN 的 R^2 为 0.96，说明在模型的第一阶段，已经基本上完成了拟合固定节点监测趋势的任务，但其 MAE 为 1.61 μg/m^3，RMSE 为 2.00 μg/m^3，MSE 为 4.03 μg/m^3，说明虽然模型对大气中 $PM_{2.5}$ 趋势及走向的拟合近乎精确，但在整体误差水平上与 RADNN−RF 仍相去甚远，RADNN−RF 相比其第一阶段的 MAE 降低了 49.5%，RMSE 降低了 45.5%，而 MSE 则降低了 70.3%。作为流行的机器学习模型，随机森林的估算能力虽相对较弱，



a～d：RADNN−RF校正的4种电化学传感器监测浓度。e～f：RADNN−RF校正的颗粒物检测传感器监测浓度。g和f：辅助监控的温度与湿度。a～h中左图表示测试集上经模型校正的污染物浓度与准真值的直接对比；右图表示污染物浓度与真实值之间的偏差程度。

图 10 实验数据对比

Fig. 10 Comparison of experimental data

但在模型的第二阶段，其对 MAE、RMSE、MSE 起到了显著的降低作用，说明其为后续模型提供了有效的输入修正与误差学习基础，同时也证明了将浅层回归模型与深度模型相结合仍具有实际价值与补充性[29]。

将某时间段的监测数据分别使用随机森林、RADNN 和 RADNN−RF 进行对比，融合结果对比如图 12 所示。从上图可以看出，使用 JUMP−MAD 异常值监测与插值后的 RADNN−RF 融合结果，相较于 MLR（多元线性回归）表现出显著优势，同时优于随机森林这一常用于空气质量监测的机器学习方法。与第一阶段的 RADNN 相比，两阶段融合模型的性能有明显提升，融合过程较为平稳，其变化趋势能够有效反映区域内固定节点的变化特征。RADNN−RF 融合算法通过结合残差结构与样本级注意力机制的 RADNN 深度模型，充分提取污染物的时序特征并校准传感器误差。随后，引入随机森林对第一阶段的残差进行再建模，针对复杂的非线性误差模式进行回归修正，从而进一步提升整体预测精度。

4 结 论

本研究针对林地大气环境监测中无人机观测易

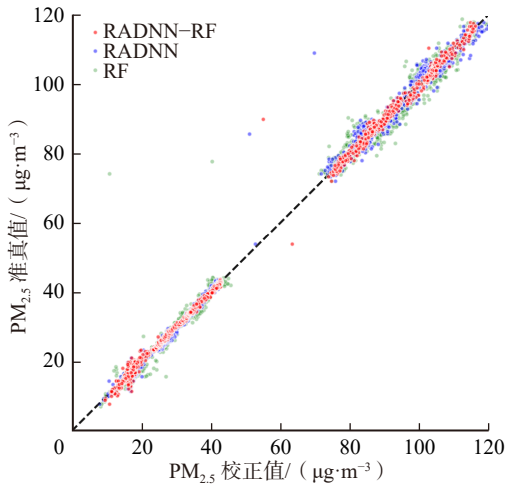


图 11　3 种监督方法的拟合效果对比

Fig. 11　Comparison of fitting performance among three supervised methods

表 3　3 种监督方法的误差分析

Tab. 3　Error analysis of the three supervised models

运算模型	MAE/（μg·m⁻³）	RMSE/（μg·m⁻³）	R^2	MSE/（μg·m⁻³）	MedAE/（μg·m⁻³）
RADNN−RF	0.81	1.09	0.97	1.18	0.65
RADNN	1.61	2.00	0.96	4.03	1.36
RF	2.21	2.83	0.92	8.01	1.88

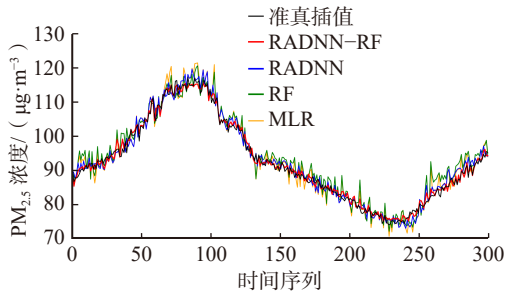


图 12　不同模型拟合效果对比

Fig. 12　Comparison of fitting performance among different models

受姿态扰动、下洗气流及传感器响应滞后等因素影响而导致的精度不足问题，系统性地构建了一套面向林地场景的三阶段多传感器融合监测体系。研究完成了从无人机平台搭建、机载多传感器集成、GPRS 数据链路设计到嵌入式采集系统软件任务调度的整体开发，实现了对 $PM_{2.5}$、PM_{10}、NO_2、SO_2、CO、O_3 及温湿度的同步采集。通过构建固定监测节点插值结果作为准真值，实现了对无人机观测数据的偏差建模与误差校准。

研究设计了“异常检测—空间插值—深度融合”三阶段流程。首先，通过 JUMP−MAD 提高原始数据的稳定性；其次，利用 AIDW 插值方法建立时空一致的基准序列；最后，提出融合残差结构与样本级注意力机制的 RADNN−RF 校准框架，实现了无人机监测结果向准真实值的非线性映射。实验结果表明，该系统能够有效提升无人机监测数据的精度与可靠性，为提高林地空气质量监测的空间分辨率与动态监测能力提供了可行的解决方案。

尽管本研究在数据处理与融合建模方面取得了较好的效果，但仍存在一些局限性。例如，无人机受托举能力限制，传感器的布置数量与类型较为有限；固定节点数量较少，空间分辨率受插值策略的制约；模型依赖于监督数据，在固定节点布设不足或不同气候条件下可能存在泛化能力下降的问题。未来可通过构建区域级无人机协同网络，结合多无人机协同调度与轨迹优化算法，提高大范围林区的覆盖效率，进而构建更大尺度的空气质量时空图谱，为更广泛的林地大气环境监测与评估提供支持。

参　考　文　献

[1] 王小鸽, 胡洪涛. 遥感技术在生态环境监测中的应用价值 [J]. 资源节约与环保, 2020, 16(10): 60−61.
Wang X L, Hu H T. The application value of remote sensing technology in ecological environment monitoring [J]. Resources Conservation and Environmental Protection, 2020, 16(10): 60−61.

[2] 孙俏, 张彤, 王新阳, 等. 基于渐进 DS 证据理论的空气质量评价方法 [J]. 北京林业大学学报, 2022, 44(3): 119−128.
Sun Q, Zhang T, Wang X Y, et al. Air quality evaluation method based on progressive DS evidence theory [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2022, 44(3): 119−128.

[3] 张军国, 闫浩, 胡春鹤, 等. 无人机在林业中的应用及前景展望 [J]. 林业工程学报, 2019, 4(1): 8−16.
Zhang J G, Yan H, Hu C H, et al. Application and prospect of UAV in forestry [J]. Journal of Forestry Engineering, 2019, 4(1): 8−16.

[4] 孔龙, 冯登超. 基于低空无人机遥感技术的环境监测研究进展 [J]. 电子测试, 2023, 30(6): 62−66.
Kong L, Feng D C. Research progress on environmental monitoring using low-altitude UAV remote sensing technology [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 30(6): 62−66.

[5] Samad A, Vogt U, Chourdakis I, et al. Concept of using an unmanned aerial vehicle (UAV) for 3D investigation of air quality in the atmosphere—example of measurements near a roadside [J]. Atmosphere, 2022, 13(5): 663.

[6] 朱明玉, 初红涛, 高元官, 等. 移动监测技术在大气环境研究中的应用 [J]. 环境工程技术学报, 2024, 14(3): 826−835.
Zhu M Y, Chu H T, Gao Y G, et al. Application of mobile monitoring technology in air pollution research [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2024, 14(3): 826−835.

[7] 张子阳. 农作物生长环境监测系统设计及数据融合算法研究 [D]. 天津: 南开大学, 2020.
Zhang Z Y. Research on the design of crop growth environment monitoring system and data fusion algorithm [D]. Tianjin: Nankai University, 2020.

[8] 宋赛. 基于多传感器融合的区域大气环境监测系统研究 [D]. 天

津: 河北工业大学, 2020.
Song S. Research on regional atmospheric environment monitoring system based on multi-sensor fusion[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2020.

[9] 汪庆, 韩俊铎, 孙岩, 等. 邯郸市 NO_2 浓度时空特征及潜在源分析 [J]. 环境化学, 2025, 44(1): 234−242.
Wang Q, Han J D, Sun Y, et al. Spatio-temporal characteristics and potential source analysis of NO_2 concentration in Handan City [J]. Environmental Chemistry, 2025, 44(1): 234−242.

[10] Chen M, Yang H, Jiang C, et al. Improving UAV remote sensing photogrammetry accuracy under navigation interference using anomaly detection and data fusion [J]. Remote Sensing, 2025, 17(13): 2176.

[11] 周恒左, 陈恒蕤, 落义明, 等. 基于深度学习方法对兰州市 $\rho(PM_{2.5})$ 的模拟 [J]. 兰州大学学报 (自然科学版), 2024, 60(5): 605−613.
Zhou H Z, Chen H R, Luo Y M, et al. Simulation of ρ ($PM_{2.5}$) in Lanzhou City based on deep learning method [J]. Journal of Lanzhou University (Natural Science Edition), 2024, 60(5): 605−613.

[12] Qu Y W, Wang T J, Yuan C, et al. Review of UAV-based atmospheric fine particulate matter and ozone pollution detection and source localization [J]. Environmental Science, 2023, 44(12): 6598−6609.

[13] Chakchouk M A, Hami A E, Dahoo P R, et al. The impact of curved-tip propeller geometry on hovering drone performance for air quality monitoring [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2023(10): 1−11.

[14] Rollo F, Bachechi C, Po L. Anomaly detection and repairing for improving air quality monitoring [J]. Sensors, 2023, 23(2): 640.

[15] 颜金彪, 吴波, 何清华. 顾及各向异性的多参数协同优化 IDW 插值方法 [J]. 测绘学报, 2021, 50(5): 675−684.
Yan J B, Wu B, He Q H. Anisotropic multi-parameter collaborative optimization IDW interpolation [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(5): 675−684.

[16] Sadeghi M, Karimi M, Dastjerdi R H, et al. Multi-scale dynamic population estimation: an Adaptive Inverse Distance Weighting (AIDW) model incorporating spatial characteristics [J]. Cartography and Geographic Information Science, 2026, 53(1): 129−154.

[17] Cheng J Y, Li Q X, Chao L, et al. Development of high resolution and homogenized gridded land surface air temperature data: a case study over Pan-East Asia [J]. Frontiers in Environmental Science, 2020(8): 203−212.

[18] Khan L, Qazi A, Chang H T, et al. Empowering Urdu sentiment analysis: an attention-based stacked CNN-Bi-LSTM DNN with multilingual BERT [J]. Complex & Intelligent Systems, 2025, 11(1): 1−14.

[19] Zayed R, Abbod M. Air quality index prediction using DNN-Markov modeling [J]. Applied Artificial Intelligence, 2024, 38(1): 1−24.

[20] Lakshmi S, Krishnamoorthy A. Effective multi-step $PM_{2.5}$ and PM_{10} air quality forecasting using bidirectional ConvLSTM encoder-decoder With STA mechanism [J]. IEEE Access, 2024, 12: 179628−179647.

[21] 陈镔捷, 叶扬, 林溢, 等. 耦合注意力机制 DNN 的 $PM_{2.5}$ 估算及时空特征分析 [J]. 遥感学报, 2022, 26(5): 1027−1038.
Chen B J, Ye Y, Lin Y, et al. $PM_{2.5}$ estimation and spatio-temporal feature analysis based on attention mechanism [J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 26(5): 1027−1038.

[22] Zimmerman N, Presto A, Kumar S, et al. A machine learning calibration model using random forests to improve sensor performance for lower-cost air quality monitoring [J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2018, 11(1): 291−313.

[23] 吴昊. 基于无人机的大气环境监测系统设计与实现 [J]. 信息通信, 2016, 16(9): 77−78.
Wu H. Design and implementation of an atmospheric environment monitoring system based on UAV [J]. Information and Communication, 2016, 16(9): 77−78.

[24] 王千秋, 李俊杰, 骆毅. 基于无人机的模块化环境监测系统 [J]. 信息记录材料, 2022, 23(10): 106−109.
Wang Q Q, Li J J, Luo Y. A Modular environmental monitoring system based on unmanned aerial vehicles [J]. Information Recording Materials, 2022, 23(10): 106−109.

[25] 丁承君, 宋赛, 冯玉伯, 等. 基于无人机的立体大气环境监测系统设计 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39(10): 62−65.
Ding C J, Song S, Feng Y B, et al. Design of an atmospheric environment monitoring system based on UAV [J]. Sensors and Microsystems, 2020, 39(10): 62−65.

[26] 徐铭驰. 基于 QGC 平台的大气环境监测系统设计与实现 [D]. 杭州: 中国计量大学, 2021.
Xu M C. Design and implementation of an atmospheric environment monitoring system based on QGC platform[D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2021.

[27] 李昕翼, 倪长健, 朱育雷. 静稳气象条件下的细颗粒物垂直结构特征研究 [J]. 环境污染与防治, 2019, 41(3): 343−347.
Li X Y, Ni C J, Zhu Y L. Research on the vertical structure characteristics of fine particulate matter under stable meteorological conditions [J]. Environmental Pollution and Control, 2019, 41(3): 343−347.

[28] Wang T H, Han W, Zhang M F, et al. Unmanned aerial vehicle-borne sensor system for atmosphere-particulate-matter measurements: design and experiments [J]. Sensors, 2020, 20(1): 57.

[29] Kalaiselvi S, Anitha V, Manimaran V, et al. Air quality prediction using multi-source remote sensing data integration with hybrid deep learning framework [J]. Scientific Reports, 2025, 16: 2688.

（责任编辑 吴 娟
责任编委 李文彬）