

# 城市气象条件与重污染扩散精细化预报技术浅析

朱慧丽

麻城市气象局, 湖北省麻城市, 438300;

**摘要:** 伴随城市化与工业活动加剧, 城市空气质量问题愈发严峻, 重污染天气频发严重威胁公众健康与城市可持续发展。本文聚焦城市气象条件与重污染扩散精细化预报技术研究, 旨在剖析气象影响污染物扩散机制, 构建高精度预报模型, 为空气质量管理及污染防治提供科学依据。探究常规气象要素与污染物扩散的相互作用, 再结合数值模拟和人工智能技术发展现状, 提出精细化预报思路。结果显示, 气象条件的精细化分析是提升预报精度的核心, 多源数据融合与机器学习算法的应用能有效促进预报准确性和时效性。研究成果为城市重污染天气预警防控提供思路, 具有重要实践价值。

**关键词:** 城市气象条件; 重污染扩散; 精细化预报; 数值模拟

**DOI:** 10.69979/3041-0673.25.11.031

近年来, 随着城市化进程的加快和工业化水平的提高, 城市空气质量问题日益严重, 尤其是重污染天气的频发对公众健康和城市环境造成了巨大威胁。重污染天气的形成与气象条件密切相关, 气象要素如风速、风向、温度、湿度等对污染物的扩散和累积具有显著影响。因此, 深入研究城市气象条件与重污染扩散的关系, 并开发精细化预报技术, 对于改善空气质量、制定有效的污染防治措施具有重要意义。

目前, 国内外学者在城市气象条件与污染物扩散的关系方面已开展了大量研究, 但现有预报技术仍存在精度不足、时效性差等问题。传统预报方法主要依赖于数值模拟, 但由于气象条件的复杂性和不确定性, 预报结果往往与实际存在较大偏差。近年来, 随着人工智能技术的发展, 机器学习算法在气象预报中的应用为提升预报精度提供了新的思路。然而, 如何将气象条件与污染物扩散机制有机结合, 构建高精度的预报模型, 仍是当前研究的难点。

本文旨在通过分析城市气象条件对污染物扩散的影响机制, 结合数值模拟与人工智能技术, 提出一种精细化预报方法, 为城市重污染天气的预警与防控提供技术支持。研究结果不仅有助于深化对城市气象与污染物扩散关系的理解, 也为城市空气质量管理与污染防治提供了科学依据<sup>[1]</sup>。

## 1 城市气象条件与污染物扩散的关系

### 1.1 气象要素对污染物扩散的影响

气象要素对污染物扩散过程具有决定性影响。风速

和风向直接控制污染物的水平输送特征: 强风条件下污染物快速扩散稀释, 浓度显著降低; 静风或微风状态下则导致污染物在局地累积, 浓度持续升高。风向决定了污染物的输送路径, 不同风向下污染物空间分布差异明显。以城市工业区为例, 在盛行风作用下, 排放污染物可沿下风向输送至城区多个区域, 造成不同程度的空气污染影响。

温度主要通过影响大气稳定度来调控污染物扩散过程<sup>[2]</sup>。在逆温条件下, 近地面冷空气层抑制了垂直方向的对流运动, 导致污染物在近地面层积聚, 显著增加重污染天气发生概率。湿度通过促进气溶胶吸湿增长和加速二次污染物生成等途径影响污染浓度, 高湿环境下气溶胶粒径增大, 消光系数提高, 能见度明显降低。降水过程对颗粒物具有显著的湿清除效应, 强降水可有效降低PM<sub>2.5</sub>等污染物浓度。城市建筑群通过改变局地风场结构影响扩散条件, 密集高层建筑会形成特殊的城市冠层流场, 使污染物在街谷区域滞留时间延长。因此, 开展城市污染物扩散研究必须综合考虑热力、动力及下垫面特征等多重因素。

### 1.2 城市气象条件的时空分布特征

城市气象条件呈现显著的时空分异特征<sup>[3]</sup>。在时间维度上, 气象要素表现出明显的日变化和季节变化规律。日间太阳辐射增强导致边界层发展, 湍流混合作用加强, 有利于污染物垂直扩散; 夜间辐射冷却形成稳定边界层, 抑制污染物扩散。季节变化方面, 冬季逆温频率较高, 叠加采暖期排放源强度增大, 导致重污染天气发生概率显著提升。这种气象条件与污染排放的协同作用, 是冬

季区域性雾霾天气形成的重要机制。在空间尺度上,城市气象要素呈现显著的空间分异特征。城市热岛效应导致城区气温较郊区普遍偏高 1-3℃。建筑布局显著影响局地风场特征:城市中心区建筑密度较高,粗糙度增大导致风速衰减 30-50%,不利于污染物扩散;而郊区开阔地形风障效应较弱,平均风速较城区高 0.5-1.5m/s。城市绿地通过改变局地温湿条件和空气动力学参数影响污染物扩散,研究表明,城市公园可使 PM2.5 浓度降低 10-15%,其作用机制包括:植被冠层改变湍流结构、蒸腾作用调节局地湿度、植物吸附作用直接清除颗粒物等。这种空间异质性特征对城市尺度污染物扩散模拟具有重要意义。

为准确描述城市气象条件的时空分布特征,需结合高分辨率的气象观测数据和数值模拟技术,构建精细化的气象场模型。这不仅有助于揭示气象条件与污染物扩散的相互作用机制,也为精细化预报提供了基础数据支持,让我们能够更精准地预测和应对城市空气污染问题。

## 2 重污染扩散精细化预报技术

### 2.1 数值模拟技术

数值模拟技术是重污染扩散预报的核心,其运作基于大气动力学方程和污染物扩散方程。前者描述大气运动规律,后者刻画污染物在大气中的传输、扩散与沉降过程。通过求解这些方程,数值模型能呈现气象条件与污染物扩散的相互作用。

但在实际应用中,该技术面临诸多挑战。气象系统的混沌特性导致气象条件难以精确捕捉,模型输入数据的误差在模拟中不断累积,影响预报准确性<sup>[4]</sup>。城市区域复杂的下垫面形态改变大气流场,污染物排放时空分布不均,增加了模型构建难度。此外,数值模拟计算量大,对硬件资源要求高,计算成本高,难以实现实时快速预报。

为突破这些瓶颈,学者们为此做了大量研究,主要优化思路有多方面:引入多源时空大数据、高分辨率气象观测数据,比如地面气象站逐小时观测数据、城市三维空间形态数据(建筑高度、绿化等)、气象卫星遥感数据等,可以为模型提供更精准的初始和边界条件;改进模型参数化方案,精细化描述复杂地形和城市下垫面的热力、动力过程,提升模型模拟真实环境的能力;高性能计算集群、云计算等技术,以及机器学习(ML)方法的发展应用,为加快模型计算速度带来了新视角,可

以在实时预报精度上进一步优化。

### 2.2 人工智能技术的应用

近年来,人工智能技术的蓬勃发展为气象预报领域带来了革新动力,为重污染扩散预报精度的提升开辟了新路径。机器学习算法基于数据驱动原理,通过对海量历史数据的深度挖掘,能够发现气象条件与污染物扩散之间隐含的复杂关系,进而构建高精度的预报模型。支持向量机(SVM)擅长处理小样本、非线性问题,通过寻找最优超平面实现数据分类与回归预测;随机森林(RF)由多个决策树集成,具有良好的抗噪声能力和泛化性能;深度学习(DL)则凭借多层神经网络,能够自动提取数据特征,在处理高维、复杂数据时表现出色<sup>[5]</sup>。

机器学习算法的独特优势在于其强大的数据处理能力和卓越的非线性拟合能力。以某城市的空气质量预报为例,通过训练,机器学习模型能够在多年的气象数据(温度、湿度、风速等)和污染物浓度数据中,精准捕捉不同气象要素组合对污染物浓度变化的影响,快速总结,给出预测结果,提高预测准确度。同时,该算法对输入数据的包容性较强,除了常规的气象观测数据和遥感数据外,还能整合社交媒体上的实时反馈数据,例如用户对空气质量的直观感受描述,从而进一步丰富数据维度,提高预报的准确性。能从多维尺度评估气象生态系统服务价值,有助于协同治理机制和策略的优化研究,实现服务最大化。

但不可忽视的是,机器学习算法在实际应用中存在明显短板。当训练数据量不足或数据质量欠佳时,模型无法充分学习到数据特征,容易出现过拟合或欠拟合现象,导致预测结果出现较大偏差<sup>[6]</sup>。此外,由于机器学习模型内部的复杂结构和参数关系,其决策过程往往难以直观解释,无法清晰地揭示气象条件与污染物扩散之间的物理因果关系。泛化能力、稳定性和对不同类型问题的适应性还要进一步验证。鉴于此,在实际预报工作中,将机器学习算法与数值模拟技术有机结合成为必然趋势。机器学习算法负责挖掘数据中的潜在规律,数值模拟技术则基于物理机制进行科学推演,二者相辅相成,共同构建出更为精细化、可靠的重污染扩散预报模型。

## 3 精细化预报技术的实践应用

### 3.1 多源数据融合

精细化预报技术的实现离不开多源数据的支持。气

象观测数据、遥感大数据、多源时空大数据、城市三维空间形态数据、污染源排放数据和社交媒体数据等为预报模型提供了丰富的输入信息。然而,不同数据源在时空分辨率和数据格式上存在差异,如何实现多源数据的有效融合是精细化预报的关键。

多源数据融合的核心在于数据的同化和集成。通过数据同化技术,可以将不同来源的数据整合到统一的框架中,提高数据的时空覆盖率和精度。例如,气象观测数据与遥感大数据的融合能够提供更全面的气象场信息,而污染源排放数据与社交媒体数据的结合则有助于更准确地描述污染物的时空分布特征。

此外,多源数据融合还需考虑数据的不确定性和误差。通过引入不确定性分析技术,可以评估不同数据源对预报结果的影响,并在此基础上优化数据融合方案。这不仅有助于提高预报精度,也为模型的进一步改进提供了科学依据。

### 3.2 预报模型的验证与优化

精细化预报模型的验证与优化是确保预报结果准确性的重要环节。模型验证主要通过对比预报结果与实际观测数据,评估模型的预测能力和误差来源。常用的验证指标包括均方根误差(RMSE)、相关系数(R)和平均绝对误差(MAE)等<sup>[7]</sup>。

在模型验证的基础上,需针对误差来源进行优化。例如,对于数值模拟模型,可以通过改进参数化方案或引入更高分辨率的数据来降低误差;对于机器学习模型,则可以通过增加训练数据或优化算法参数来提高预测精度。此外,模型的优化还需结合实际应用需求,例如在重污染天气预警中,需重点关注模型的时效性和稳定性。

通过持续的模型验证与优化,可以逐步提高精细化预报技术的可靠性和实用性,为城市空气质量管理 and 污染防控提供更有效的技术支持。

## 4 结论与展望

### 4.1 结论

本研究系统分析了风速、风向、温湿度及城市下垫面特征对污染物扩散的影响机制,揭示了气象要素通过改变大气稳定度、水平输送条件及局地环流调控污染物

扩散的物理过程。针对传统数值模拟技术的不足,提出融合高分辨率气象观测与机器学习算法的精细化预报方法:通过改进参数化方案提升城市下垫面模拟能力,应用支持向量机、随机森林等算法挖掘气象-污染物非线性关系,整合地面观测、遥感及城市形态等多源数据。结果表明,精细化气象解析是预报精度的关键,人工智能技术显著提升了短期污染预测准确性,为城市重污染预警提供了物理机制与数据驱动相结合的技术支撑。

### 4.2 展望

未来将深化城市气象与污染物扩散关系研究,聚焦复杂地形及城市下垫面的相互作用机制,探究山地城市污染物扩散规律、建筑群落对风场湍流的影响。同时,加强多源数据融合技术研发,拓展卫星遥感等采集渠道,提升数据质量以实现实时监测。此外,探索 Transformer 等先进算法模型,优化结构,增强气象过程表征,提高预报精度,为城市重污染预警防控提供技术支撑,助力空气质量改善与生态发展。

### 参考文献

- [1] 王伟荔. 基于传感器网络的城市空气质量监测与评估[J]. 皮革制作与环保科技, 2023, 4(23): 35-37.
- [2] 杨樊. 不同温度层结下城市街区对污染物扩散影响的数值模拟研究[D]. 太原科技大学, 2023.
- [3] 张丽源. 沿浦湾大型底栖动物优势种生境适宜性研究[D]. 浙江海洋大学, 2022.
- [4] 陆倩. 平流层爆发性增温对京津冀地区大气颗粒物扩散的调制作用[D]. 南京信息工程大学, 2022.
- [5] 叶卫华. 多模态神经网络在复杂大数据特征学习中的应用[J]. 电子技术与软件工程, 2018, (11): 178-179.
- [6] 张早文. 基于多模态数据的空气污染物联合预测研究[D]. 上海师范大学, 2020.
- [7] 胡磊. 基于支持向量机回归的蔬菜质量安全预测模型研究与应用[D]. 安徽农业大学, 2020.

作者简介: 朱慧丽, 出生年月: 1982.05, 性别: 女, 民族: 汉族, 籍贯: 湖北麻城, 学历: 大学本科, 职称: 副高级工程师, 研究方向: 综合气象业务。