

Research on urban air quality prediction model based on deep learning

Liqin Lu¹ Qiang Zhang²

1. Zhungeer Banner Branch of Ordos Municipal Bureau of Ecology and Environment, Ordos, Inner Mongolia, 010300, China

2. Zhungeer Big Data Center, Ordos, Inner Mongolia, 010300, China

Abstract

The issue of urban air quality is becoming increasingly severe, posing a significant challenge to the sustainable development of cities. To address the limitations of traditional methods in handling nonlinear, time-series, and high-dimensional data, this paper employs deep learning technology to design and construct an urban air quality prediction model. The model integrates multi-source data, including air pollutant concentrations, meteorological conditions, and time factors, and conducts experimental research using structures such as recurrent neural networks (RNNs) and convolutional neural networks (CNNs). The study analyzes the predictive performance and applicability of various models. The findings indicate that deep learning models demonstrate significant advantages in short-term prediction accuracy, long-term trend analysis, and model generalization capabilities, providing effective support for urban environmental regulation, public health warnings, and the formulation of atmospheric governance policies.

Keywords

air quality prediction; deep learning; recurrent neural network; data fusion; urban pollution

基于深度学习的城市空气质量预测模型研究

鲁丽琴¹ 张强²

1. 鄂尔多斯市生态环境局准格尔旗分局, 中国·内蒙古 鄂尔多斯 010300

2. 准格尔旗大数据中心, 中国·内蒙古 鄂尔多斯 010300

摘要

城市空气质量问题日益严重, 已成为制约城市可持续发展的重要因素。针对传统方法在处理非线性、时序性和高维数据方面存在的不足, 本文基于深度学习技术, 设计并构建城市空气质量预测模型, 从多源数据出发, 结合空气污染物浓度、气象条件与时间因素, 通过循环神经网络、卷积神经网络等结构开展实验研究, 分析各类模型的预测性能与适用场景。研究表明, 深度学习模型在短期预测精度、长期趋势判定及模型泛化能力方面具有显著优势, 可为城市环保监管、公众健康预警与大气治理政策制定提供有效支撑。

关键词

空气质量预测; 深度学习; 循环神经网络; 数据融合; 城市污染

1 引言

随着城市化进程的不断推进, 机动车排放、工业活动密度上升以及能源结构的复杂化使得城市空气污染问题日益突出。高浓度颗粒物、臭氧和氮氧化物等污染物频繁超标, 对居民健康和城市生态系统造成显著威胁。为实现精准治理与科学预警, 建立高效可靠的空气质量预测模型成为环境科学与信息技术交叉研究的热点方向。传统的统计学方法与数值模拟手段受限于线性假设与模型复杂度, 难以准确反映污染物在复杂时空条件下的动态变化特征。近年来, 深度学习

技术在图像识别、自然语言处理等领域取得突破性进展, 其强大的特征提取与非线性建模能力为城市空气质量预测提供了新契机。本文围绕深度学习模型构建过程中的技术要素与优化路径展开系统研究, 力求探索城市空气污染预测的创新解法与实际应用价值。

2 城市空气质量预测的研究背景与发展现状

2.1 城市空气污染问题的演化特征与社会影响

近年来, 随着城市规模不断扩大和能源消费水平持续增长, 空气污染呈现出复合化、持续化和区域性扩散趋势。机动车尾气排放、建筑扬尘与工业废气共同构成主要污染源, PM_{2.5}、臭氧与氮氧化物的浓度长期处于高位, 影响范围逐步从核心城区向郊区蔓延。污染强度与气象因素叠加,

【作者简介】鲁丽琴 (1990–), 女, 中国内蒙古鄂尔多斯人, 本科, 中级, 从事环境科学研究。

形成频繁的灰霾过程,严重干扰居民日常出行和生活节奏,引发呼吸系统疾病、心血管异常等多重健康风险。空气质量恶化还影响城市对外形象与投资吸引力,阻碍绿色转型进程。公众环保意识日趋增强,对环境信息公开、预报准确性与政府治理能力提出更高要求,推动空气质量监测与预测技术加速发展。

2.2 传统空气质量预测方法的局限性分析

空气质量预测最初主要依赖经验回归模型与物理扩散模型,虽然具备一定理论基础,但在多变量动态变化条件下表现出精度不足、灵敏性差的问题。线性回归类方法难以捕捉污染物之间的非线性耦合关系,对突发污染事件的响应滞后显著,导致短期预报失真。数值模拟方法如 CMAQ 和 WRF-Chem 对气象与排放输入精度高度敏感,计算成本较高,模型参数设置复杂,难以实现高频率、实时性的业务化应用。传统模型多依赖静态边界条件,缺乏自适应调整能力,难以应对污染源结构快速变化、交通行为周期性波动和气象扰动不确定性的综合影响。在应急管理、公众服务与政策评估中,现有模型难以提供决策所需的高精度预测支撑^[1]。

3 空气质量预测的关键影响因子与数据基础

3.1 空气质量监测指标体系与污染物构成特征

城市空气质量监测体系通常包含六项国家控制指标:PM_{2.5}、PM₁₀、SO₂、NO₂、CO 与 O₃,这些污染物浓度受人为排放、气象扩散与化学反应共同驱动。PM_{2.5} 和 PM₁₀ 反映颗粒物水平,与交通、建筑和工业排放强关联,NO₂ 则主要源于机动车与燃煤设施。CO 易在密闭低风速环境中积累,O₃ 为光化学反应产物,呈现强烈的昼夜波动性。各类污染物之间存在协同演化与交叉作用,形成复合污染结构,对模型的预测构成挑战。监测数据分布于地面站点网络,采样频率多为小时级,具有强时序性。标准指标体系为深度学习建模提供数据支持,也是评估预测准确性的依据。准确理解污染物成分结构和物理化学特性,有助于提高模型在污染演变过程中的响应准确度。

3.2 气象变量、时空分布与城市活动对污染的耦合关系

气象条件对污染物的扩散、沉降与反应具有决定性影响,风速、风向、温度、湿度、大气压与边界层高度等因子共同塑造污染传输路径。高湿度和逆温层抑制扩散能力,导致污染物浓度上升,强风或降雨则有助于稀释或清除污染。污染物在不同区域、时段和高度层次中呈现复杂的非均质分布特征。城市活动节律如早晚高峰交通流量、工业作业周期与节假日排放强度变化亦显著影响污染趋势,具有周期性与突发性双重特征。这些因素的交互作用构成污染时空动态变化的核心动力,对预测模型的设计提出多维建模与自适应学习能力的要求。深度学习模型需充分嵌入这些环境与人为变量,实现污染演化路径的高精度刻画^[2]。

4 深度学习模型构建与优化策略

4.1 循环神经网络(RNN)与长短期记忆网络(LSTM)的建模原理

循环神经网络在处理时间序列数据方面具有天然优势,能够通过隐藏状态传递历史信息,使模型在预测过程中考虑先前输入的影响。在空气质量预测任务中,污染物浓度、气象因素与时间变量均具有明显的时序相关性,RNN 能够建构污染物随时间变化的动态路径。然而,传统 RNN 存在梯度消失与长期依赖能力不足的问题,难以准确学习长时间跨度的污染演化趋势。长短期记忆网络通过引入遗忘门、输入门与输出门结构,有效缓解了梯度传播中的问题,使得模型能够保留关键时间段的信息,增强对长距离依赖关系的建模能力。LSTM 适用于多步预测任务,能够在输入层接收多个时间段的数据序列,并结合历史状态生成下一时刻的污染物浓度预测值。该结构在处理非线性污染演变、节律性排放和突发污染事件中表现出良好的鲁棒性与稳定性,是目前城市空气质量预测中应用最广泛的基础模型之一。

4.2 卷积神经网络(CNN)在时空特征提取中的作用

卷积神经网络最初用于图像处理,其核心优势在于能有效捕捉局部空间结构并提取多层次特征。在空气质量预测中,污染物的空间分布及其随时间的动态演化构成复杂的时空信息结构。通过设计一维、二维或三维卷积核,CNN 能够从时序数据、网格化监测站点数据和气象场数据中挖掘局部相关性并提炼关键信息。在处理高维气象因子与污染物交织的输入数据时,卷积层可自动完成特征筛选与降维,减少人工参与,提高数据利用效率。池化层与激活函数进一步增强模型对噪声的容忍度与非线性拟合能力。卷积结构在捕捉周期性污染波动、空间扩散梯度和城市热岛效应等方面表现突出。通过引入多通道输入结构,CNN 能够融合多个变量,实现复杂场景下的并行建模,在中尺度区域预测与空间迁移建模中展现出显著优势,是构建空间敏感型空气质量预测系统的重要支撑。

4.3 模型集成与参数优化技术在预测精度提升中的应用

单一深度学习模型在特定场景中常受训练数据规模、变量冗余和结构设计的影响,可能出现过拟合、收敛速度慢或泛化能力弱的问题。模型集成方法通过组合多个子模型的预测结果,提高整体稳定性与预测精度。常见策略包括加权平均、堆叠集成与 Boosting 方法,在多时间尺度、多变量模型输出之间建立融合机制,优化信息利用效率^[3]。参数优化方面,通过网格搜索、贝叶斯优化或遗传算法等技术进行超参数调节,提高模型在不同训练阶段的表现。优化参数包括学习率、网络层数、节点数量、正则化权重与激活函数形式等,对模型性能具有显著影响。近年来,自动机器学习平台的发展也推动了参数调节过程的智能化与系统化。模型集成与参数优化的协同作用不仅提升了模型在训练集上的

拟合能力,也显著增强了在新环境、新区域和极端天气条件下的泛化表现,为构建高精度、强鲁棒性的城市空气质量预测系统提供了坚实支撑,图1为模型集成与参数优化技术的PM2.5浓度空间滞后分析示意图。

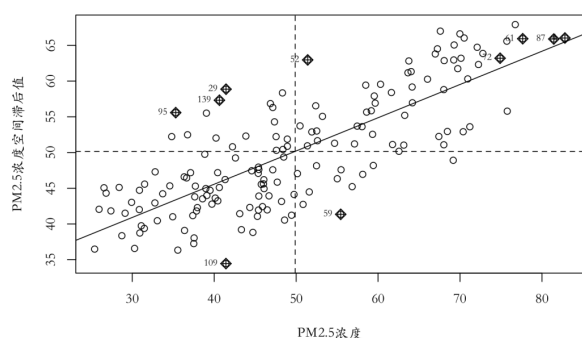


图1 模型集成与参数优化技术的PM2.5浓度空间滞后分析示意图

5 深度学习模型在空气质量预测中的应用实践分析

5.1 多源异构数据融合下的模型泛化能力研究

城市空气质量预测涉及多源异构数据类型,包括实时监测数据、气象观测数据、遥感影像数据、交通流量信息与地理空间数据等。这些数据在格式、采样频率与空间分辨率上存在较大差异,融合难度高。深度学习模型在面对此类复杂数据环境时,能够通过多输入通道结构或注意力机制实现数据的有效融合与权重分配。将结构化时间序列与非结构化图像、文本或空间信息融合后,模型对污染成因的感知能力显著增强,有助于捕捉突发性事件与长期趋势并存的污染模式。泛化能力表现为模型在不同时间段、不同污染等级与多气象条件下的稳健性。研究发现,多模态数据驱动的LSTM-CNN融合模型在跨站点预测、季节转换与特殊天气事件中均保持较低误差水平。通过数据增强、随机丢弃与正则化手段,进一步提升模型在未知输入场景下的适应性,为构建面向多城市、多任务的空气质量预测平台奠定技术基础。

5.2 短期与中长期预测任务中的模型适应性评估

短期空气质量预测通常关注未来1~24小时内的污染变化,侧重对突发事件、早晚高峰与气象扰动的响应精度。此类任务要求模型具备快速捕捉时序特征与近邻关联能力,LSTM、GRU等结构表现出良好效果。中长期预测则涉及3~7天甚至更长时间尺度的趋势判断,建模难度显著提升,需要模型处理污染源演变、排放强度变化与气候系统影响的

复合关系。在该类任务中,图神经网络、Transformer架构与混合模型组合应用成为主流。短期任务中模型对高频变化敏感,易受噪声干扰,中长期任务则对数据稳定性与模型记忆能力提出更高要求。评估标准包括平均绝对误差、均方根误差与时间滑动窗口下的精度曲线,体现模型的预测稳定性与时间分辨率适应性。通过任务场景区分与模型定制设计,能有效提升预测服务在环保监测、健康预警与能源调度等多领域的应用效能^[4]。

5.3 不同城市类型与区域特征对模型迁移性能的影响

城市在地理位置、气候条件、产业结构与人口密度等方面存在显著差异,导致空气污染的成因机制和演化模式存在较大区域性差异。在模型训练阶段使用某一城市的历史数据构建预测模型,若直接应用于其他城市,可能因特征分布偏移而导致性能下降。迁移学习技术为解决此问题提供新路径,通过参数共享、特征对齐与领域自适应方法,在保留原模型结构优势的基础上提升对新区域数据的适应能力。研究表明,东部沿海城市的交通污染特征与中西部工业城市的固定源排放模式对模型迁移能力构成不同挑战,气象条件差异亦影响污染扩散规律。在区域特征明显的城市群中引入区域嵌入向量与空间注意机制可显著改善模型在迁移过程中的泛化表现。模型在弱数据区域的应用效果依赖于源域与目标域之间的结构相似性与变量一致性,迁移效率评价成为深度学习模型实际部署前的重要指标。

6 结语

城市空气质量预测作为智慧环境管理的重要组成部分,正逐步由传统统计与物理模型向深度学习驱动的智能预测体系转型。深度学习模型凭借其强大的非线性拟合能力与时空特征感知优势,为多源异构数据的融合处理、复杂污染演化机制的建模提供了技术支撑。模型在短时响应、趋势预判与跨区域适应等方面展现出良好性能,推动城市空气污染治理手段向精准化、动态化演进。未来,随着数据资源的持续积累与算法结构的持续优化,基于深度学习的预测系统将在环境预警、政策制定与公共服务中发挥更大价值。

参考文献

- [1] 杨武霖,杨昊,周航,董元昌,陈朝平,李绍涵.基于深度学习的空气污染多城市联合预测模型[J].软件导刊,2024,23(11):107-115.
- [2] 冯阳.基于深度学习算法的城市空气质量指数预测研究[D].导师:王晓丽,杨文.天津理工大学,2024.
- [3] 王德科.基于模态分解和深度学习的空气质量预测模型研究与应用[D].导师:许睿,桂林电子科技大学,2024.
- [4] 唐赫.空气质量时空数据深度学习预测模型的可视评估方法研究[D].导师:张慧杰.东北师范大学,2024.