基于卷积神经网络的大气污染预测模型研究

申静宜,朱烨,杨雨欣

华北理工大学理学院 河北唐山

【摘要】随着工业化和城市化的加速发展,大气污染已成为全球亟需解决的环境问题之一。细颗粒物(P M2.5)作为主要的空气污染物,对人类健康、生态系统和气候变化产生了深远的影响。本研究旨在探索卷积神经网络(CNN)这一深度学习技术在 PM2.5 浓度预测中的应用潜力,通过构建高效、精准的预测模型,为大气污染防控提供科学依据和技术支持[1]。在模型构建阶段,本研究创新性地将卷积神经网络(CNN)引入大气污染预测领域,提出了一种结合时间序列与空间数据的 CNN 预测模型。该模型利用卷积层自动提取数据的局部特征与空间依赖关系,通过池化层减少数据维度,降低计算复杂度,并通过全连接层完成 PM2.5 浓度的预测任务。

【关键词】大气污染预测: 卷积神经网络(CNN): PM2.5 浓度: 深度学习

【收稿日期】2024年10月23日 【出刊日期】2024年12月13日 【DOI】10.12208/j.sdr.20240006

Research on air pollution prediction model based on convolutional neural networks

Jingyi Shen, Ye Zhu, Yuxin Yang

North China University of Science and Technology, School of Science, Tangshan, Hebei

[Abstract] With the acceleration of industrialization and urbanization, air pollution has become one of the environmental problems to be solved in the world. Fine particulate matter (PM2.5), as a major air pollutant, has had a profound impact on human health, ecosystems and climate change. The purpose of this study is to explore the application potential of convolutional neural network (CNN), a deep learning technology, in PM2.5 concentration prediction, and to provide scientific basis and technical support for the prevention and control of air pollution by building an efficient and accurate prediction model. In the model construction stage, this study innovatively introduced convolutional neural network (CNN) into the field of air pollution prediction, and proposed a CNN prediction model combining time series and spatial data. The model uses the convolutional layer to automatically extract the local features and spatial dependence of the data, reduces the data dimension, reduces the computational complexity, and completes the prediction task of PM2.5 concentration through the fully connected layer.

Keywords Air pollution prediction; Convolutional neural network (CNN); PM2.5 concentration; Deep learning

1 引言

1.1 研究背景

在全球化背景下,大气污染已成为跨国界、影响深远的全球性环境问题。随着工业化、能源消耗和城市化进程的加速,污染物排放显著增加,导致空气质量恶化,严重威胁人类健康、生态系统平衡及全球气候。根据世界卫生组织(WHO)报告,每年数百万人死于空气污染,其中多数与 PM2.5 等污染物浓度过高直接相关。污染来源不仅包括工业排放、汽车尾气等

人为活动,还包括自然现象如沙尘暴和火山喷发。尽管自然因素存在,但人为排放已成为主要来源。

面对这一挑战,发达国家通过严格的环境法规、 先进的技术和完善的监测体系,有效减少了污染物排 放。比如,欧洲国家实施了严格的汽车排放标准、推 广清洁能源,并建立了区域空气质量监测网络。而发 展中国家由于经济、科技和治理经验的限制,在治理 上面临更大困难。但随着全球环保意识的提升和国际 合作的加强,许多发展中国家开始采取措施,如制定 环保法规、加强监测与执法、推广清洁能源等。国际 社会也加强了对这些国家的技术支持与资金援助。

综上所述,大气污染已成为全球迫切需要解决的问题。不同国家采取了不同的治理策略,但共同目标是减少污染、改善空气质量。加强国际合作和技术共享是未来的趋势。本研究旨在探讨卷积神经网络(CNN)在PM2.5浓度预测中的应用潜力,为大气污染防控提供更精准、有效的解决方案。

1.2 研究现状

近年来,大气污染预测技术取得了显著进展,但传统方法仍面临诸多挑战。统计方法,如时间序列分析和多元线性回归,尽管能够捕捉数据的长期趋势,但在处理复杂非线性关系和非平稳时间序列时显得力不从心。随后兴起的机器学习算法,如随机森林、支持向量机等,通过自动学习数据特征,在一定程度上提升了预测精度。然而,这些算法在处理大规模、高维目空间关联复杂的数据集时,性能受限,這难以充分捕获数据中潜在的空间和时间依赖性。

随着深度学习技术的飞速发展,特别是卷积神经网络(CNN)的广泛应用,为大气污染预测提供了新的思路。CNN以其独特的卷积和池化操作,在图像处理领域取得了巨大成功,其强大的特征提取能力和模式识别能力为处理复杂大气污染数据提供了可能。近年来,已有学者尝试将CNN应用于空气质量预测,并取得初步成效,表明其在捕捉大气污染物的时空变化特征方面具有显著优势。然而,现有研究多集中在单一地区或数据集的验证上,模型的泛化能力和实时预测能力仍需进一步提升。因此,本研究聚焦于优化CNN模型结构,提升其在多源异构数据下的预测精度和鲁棒性,以期为大气污染防控提供更加科学、高效的解决方案。

1.3 研究目的

本研究旨在深入探索卷积神经网络(CNN)在大气污染预测领域的潜力和优势,特别是针对细颗粒物1(PM2.5)浓度的精准预测。随着城市化进程的加快和工业化水平的提升,大气污染问题日益严峻,对公众健康、生态环境及气候系统均构成了巨大威胁[2]。因此,开发出一种能够高效、准确地预测大气污染浓度的方法,对于制定科学的污染防控策略、保障公众健康及促进可持续发展具有重要意义。

具体而言,本研究旨在通过以下几个方面的努力来实现上述目标:一是构建基于多源异构数据的 CNN 预测模型,以充分利用气象、交通、工业排放等多种信息,提高预测的全面性和准确性;二是优化模型结构和参数设置,引入先进的优化算法和正则化技术,以增强模型的泛化能力和鲁棒性;三是通过大量实验验证模型的预测性能,并与传统机器学习算法和其他深度学习模型进行对比分析,以证明本研究提出的CNN模型在预测精度和效率上的优越性;最后,将研究成果应用于实际的大气污染防控工作中,为政府决策、环境监测及公众健康提供有力支持。

2 方法

2.1 数据预处理

(1) 数据来源

本研究使用了某地区多年来的 PM2.5 浓度数据以及同步的气象数据(如温度、湿度、风速等),这些数据来自多个监测站点和气象部门。

(2) 数据清洗

为了保证数据质量,对数据进行了缺失值填补和 异常值处理。缺失值采用插值法或平均值法填补,异 常值则根据统计学方法进行识别和剔除。

(3) 特征选择

基于文献分析和相关性分析,选择了与 PM2.5 浓度高度相关的特征作为输入变量,包括但不限于温度、湿度、风速、风向、气压等。

2.2 模型构建

(1) 卷积神经网络的选择

选择 CNN 作为建模工具的原因在于其能够有效 处理空间数据和时序数据中的复杂关系,特别是在图 像识别领域展现出卓越的性能。尽管大气污染数据并 非典型的图像数据,但通过构建适当的特征矩阵和合 理的网络结构,CNN 同样能够胜任此类预测任务。

(2) 网络结构

本研究设计的 CNN 模型包括输入层、若干卷积层、池化层、全连接层和输出层。卷积层采用不同大小的卷积核以提取多尺度特征;池化层用于降低特征维度并减少计算量;全连接层则将卷积层输出的特征向量映射到最终的预测结果上。

(3) 损失函数与优化器

采用均方误差(MSE)作为损失函数来衡量预测值与真实值之间的差异。优化器选择 Adam, 其自适应

调节学习率的特点有助于加速收敛并提高模型的训练效率。

3 实验

3.1 实验设置

(1) 训练集与测试集划分

将数据集按时间顺序划分为训练集和测试集,确保测试集不包含训练集的信息泄露。训练集用于模型训练和参数调整,测试集用于评估模型的泛化能力^[3]。

(2) 超参数设置

经过多次实验和调优,确定了合适的学习率、 批量大小、训练轮数等超参数。用来控制模型每次 更新时权重调整的幅度、每次训练时用于计算梯 度更新的样本数量,使得更好的的结合动量和自适应学习率,有助于更快地收敛。

3.2 实验结果

(1) 模型性能

采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)等评价指标对模型性能进行评估。实验结果显示,本研究构建的 CNN 模型在预测精度上优于传统机器学习算法和部分深度学习模型。

(2) 建模结果

如图1所示。

(3) 误差分析 如图 2 所示。

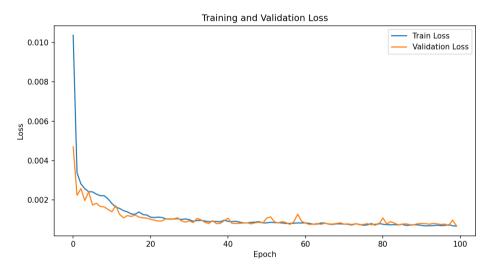


图 1 CNN 模型在 PM2.5 上的预测

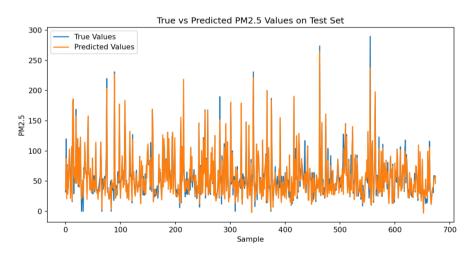


图 2 CNN 模型在 PM2.5 上的预测

本研究的实验结果表明, CNN 在大气污染预测中表现出了优异的性能。这主要得益于 CNN 强大的特征提取能力和复杂模式识别能力, 使其能够从多维气象数据中提取出与 PM2.5 浓度高度相关的有效特征并进行精确预测。

尽管本研究构建的 CNN 模型在预测精度上取得了一定突破,但仍存在一些局限性。例如,模型对极端天气条件下的预测能力有待进一步提升;模型训练需要较大的数据集和较长的计算时间。

未来研究可以从以下几个方面进行改进:一是优 化网络结构,引入注意力机制等新技术;二是拓展数 据来源,提高数据的多样性和完整性;三是开发更高 效的模型训练算法和计算平台。

4 结论

本研究通过构建基于卷积神经网络的大气污染预测模型,实现了对空气质量的高效预测。实验结果表明,该模型在预测 PM2.5 浓度及其他相关污染物方面表现出色,显著优于传统预测方法[6]。以下是对本研究主要贡献的总结和未来研究方向的展望。

- (1)模型性能优异:本研究构建的 CNN 模型能够自动从气象数据中提取出关键特征,并有效捕捉大气污染物浓度变化的非线性关系,从而实现了高精度的预测。实验结果中的低 RMSE 和 MAE 值验证了模型的有效性。
- (2)数据处理创新:在数据预处理阶段,本研究 采用了先进的数据清洗和特征选择方法,有效提高了 数据质量并减少了冗余信息对模型性能的影响。这为 后续模型训练打下了坚实的基础。
- (3)应用潜力巨大:本研究不仅为大气污染预测提供了一种新的技术路线,还展示了深度学习在环境科学领域中的广泛应用前景。未来,该模型可以进一步扩展至其他空气质量参数和地区的预测中。
- (4)推动环境决策:高精度的空气污染预测结果可以为政府制定环境保护政策、企业优化排放控制以及公众健康预警提供有力支持,有助于推动环境质量的持续改善。

5 未来研究方向

(1) 多源数据整合:未来的研究可以探讨如何结合更多种类的数据来源(如卫星遥感数据、交通流量信息等),以提高模型的预测准确性和泛化能力。

- (2)模型优化与拓展:进一步优化 CNN 模型的架构和超参数,结合更先进的深度学习技术(如残差网络、图神经网络等),以提升模型性能。此外,还可以考虑将该模型应用于其他空气污染物的预测任务。
- (3)实时预测平台:将模型应用于实际环境,构建一个实时的大气污染预测系统。这需要对模型进行进一步优化和压缩,以确保其满足实时性和计算资源的要求。
- (4)模型解释与可解释性:尽管深度学习模型在预测性能上表现优秀,但其内部工作原理和决策过程常常不易理解。未来的研究可以聚焦于提升深度学习模型的可解释性,以便更清晰地理解模型的运作及其预测结果。
- (5) 跨学科合作: 大气污染预测涉及多个学科领域的知识和技术。未来研究可以加强与环境科学、计算机科学、统计学等学科的跨学科合作, 共同推动大气污染预测技术的发展和应用。

参考文献

- [1] 徐桥王. 基于仿人智能优化算法的空气质量评价与预测[D].山西:中北大学,2020.
- [2] 孟杰. PM2.5 污染对健康影响的研究进展[J]. 职业与健康. 2016, 32 (20): 2873-2876+2880
- [3] 焦时儒. 基于人工智能技术的计算机信息管理系统研究[J]. 通讯世界. 2024,31(04):190-192
- [4] 黄祺祺,张欢欢,孙俊豪.大气污染治理的环境经济政策体系研究[J]. 皮革制作与环保科技.2024,5(15):161-163
- [5] 熊瑞斌. 高速公路车流量预测模型建设[J]. 中国交通信息化. 2024, (07):106-108
- [6] 陈俏,谢丽娟. 神经网络应用于大气污染预测的探讨[J]. 信息技术与信息化, 2015,(06):84-86
- [7] 唐晓城.基于 BP 神经网络改进算法的大气污染预测模型[J].河南科技学院学报(自然科学版),2018,46(01):74-78
- [8] 郭庆春.基于神经网络的大气污染预测[J].电子测试,201 5,(18):75-76.DOI:10.16520/j.cnki.1000-8519.20151022.0 01.