

日成本 144 元, 日总能耗成本 1728 元, 年能耗成本 57.024 万元; 人工成本方面, 配备 2 名智能分拣复核工人, 日人工成本约 933 元, 年人工成本 30.789 万元; 维护成本按固定资产投资的 2% 计 (参考《城镇生活垃圾焚烧处理工程项目

建设标准》中机械设备年均维护费率), 年维护成本 15.84 万元; 药剂成本方面, 干化过程需少量植物提取液除臭剂, 日成本 10 元, 年药剂成本 0.33 万元; 综上, 年总运行成本为 103.983 万元。

表 1 改进预处理工艺设备投资明细表

设备名称	规格型号	单价(万元)	数量(台/套)	总价(万元)	核心技术参数
智能分拣系统 (红外+AI)	处理能力 25t/h	180	1	180	识别准确率 92% ~ 95%, 分拣效率 25t/台·天
双轴剪切式破碎机	处理能力 50t/h	90	1	90	破碎粒径 20 ~ 50mm, 轴体材质高铬合金
双螺旋压榨机	脱水率 35%	120	1	120	进料含水率 ≤90%, 出料含水率 55% ~ 60%
低温余热干化机 (带式)	处理能力 50t/h	220	1	220	热源温度 120-150°C, 干化时间 30 ~ 40min
磁选 + 涡电流分选系统	铁磁性杂质分离效率 ≥98%	70	1	70	非磁性金属分离效率 ≥90%
管道、阀门及辅助设施	含物料输送、控制系统	-	-	40	适配各设备接口, 含 PLC 控制系统
合计	-	-	-	720	-

注: 安装工程费按设备总价 10% 计 (依据当地安装工程定额标准), 总固定资产投资 = $720 \times (1+10\%) = 792$ 万元; 土地成本忽略 (利用焚烧厂现有空地)。

4.2 收益构成与经济性指标

案例项目收益包括直接经济收益、政策补贴收益与环境成本节约收益三类, 均基于 A 市实际数据计算: 直接经济收益即发电增量收益, 预处理后厨余垃圾热值从 1200kJ/kg 提升至 2500kJ/kg, 与生活垃圾按 1:16 比例混合焚烧, 根据焚烧厂锅炉热效率 (82%) 与汽轮发电机组效率 (38%) 测算, 每吨厨余垃圾可增加发电量 120kWh; 项目日处理厨余垃圾 50t, 日发电增量 6000kWh, 按上网电价 0.55 元/kWh 计算, 日发电收益 3300 元, 年发电增量收益 108.9 万元。

政策补贴收益依据 A 市《2023 年厨余垃圾协同处置补贴管理办法》, 焚烧厂协同处置厨余垃圾的补贴标准为 100 元/t (含税, 按季度发放), 日补贴收益 5000 元, 年补贴收益 165 万元; 该补贴标准较 2022 年提高 15 元/t, 主要用于激励焚烧厂提升预处理水平。

环境成本节约收益主要来自渗滤液处理成本与填埋场占地成本的节约。在渗滤液处理成本方面, 厨余垃圾单独填埋产生渗滤液量约 0.8t/t, 预处理后渗滤液量降至 0.3t/t; 焚烧厂现有渗滤液处理系统采用“UASB+MBR+NF+RO”工艺, 处理成本为 200 元/t, 日节约成本 5000 元, 年节约 165 万元; 在填埋场占地成本方面, 厨余垃圾填埋体积约 1m³/t, A 市生活垃圾填埋场剩余库容约 50 万 m³, 占地成本为 150 元/m³, 日节约成本 7500 元, 年节约 247.5 万元; 因此, 年环境成本节约收益 412.5 万元。

综上, 项目年总收益 = 发电增量收益 + 政策补贴收益 + 环境成本节约收益 = 686.4 万元, 年净利润 507.177 万元; 投资回收期 (静态) 1.8 年 (含 6 个月建设期, 实际运营后回收期约 2.3 年); 净现值 (NPV) 按基准收益率 8% 计算, 10 年净现值为 2616 万元 (NPV > 0, 项目可行); 通过试算得内部收益率 (IRR) ≈45%, 远高于基准收益率 8%, 经

济效益显著。

4.3 敏感性分析

为验证案例项目经济性的稳定性, 选取“厨余垃圾处理量”“政策补贴标准”“上网电价”三个关键变量, 分析其变动 ±20% 对投资回收期的影响。通过计算, 结果表明, 即使关键变量发生 ±20% 的变动, 投资回收期仍低于 2.5 年, 项目经济性具有较强的抗风险能力。

5 结语

本文围绕生活垃圾焚烧厂协同处置厨余垃圾的核心瓶颈, 设计并验证了“智能分拣-破碎-多级脱水-精准除杂”预处理工艺一体化改进方案, 且依托 A 市焚烧厂实际案例完成系统性经济性分析, 形成“技术方案 + 量化验证”的完整研究闭环。从实践价值看, 该工艺不仅通过余热复用、设备复用降低能耗与投资, 更通过全流程优化使预处理成本与收益达到平衡, 破解了传统工艺“补贴难覆盖成本”的行业困境, 为中小型焚烧厂协同处置厨余垃圾提供了可复制的技术路径。

未来, 可进一步拓展该工艺的适配场景, 可结合物联网技术构建预处理参数实时调控平台, 并挖掘压榨液厌氧发酵产沼气的潜力, 实现“焚烧发电 + 沼气回收”的双能源输出模式, 为城镇生活垃圾减量化、资源化、无害化治理提供有力支撑。

参考文献

- [1] 杨德坤,白力.静脉产业园餐厨垃圾处理厂与焚烧厂协同处理运行实例和经济性分析[J].上海电力大学学报,2021,37(2):179-184.
- [2] 张翼,赵鸿.厨余垃圾处理与生活垃圾焚烧厂协同处置的工程应用[J].可持续发展,2025,15(5):119-124.
- [3] 李岚,赵家良,朱喜,张成波,张显潮,刘锐.餐厨垃圾与生活垃圾焚烧协同处置的工程应用[J].现代化工,2022,42(2):19-24.

Research on Improving Forecasting Accuracy of Short-Term Heavy Precipitation Based on Deep Learning

Xiaojing Chen¹ Ke Xu²

1. Rongcheng Meteorological Bureau, Rongcheng, Shandong, 264300, China

2. 61st Detachment, PLA Unit 94595, Zibo, Shandong, 261500, China

Abstract

Short-term heavy precipitation events are prone to triggering disasters such as floods and landslides, making accurate forecasting crucial for disaster prevention and mitigation. Traditional numerical prediction models suffer from insufficient accuracy in short-term heavy precipitation forecasting due to limitations in physical process simplification and data resolution. Deep learning, with its powerful feature extraction and pattern recognition capabilities, offers a new approach to enhance forecasting accuracy. This paper focuses on improving the accuracy of short-term heavy precipitation forecasting through deep learning. It reviews the current application status of deep learning in meteorology, analyzes its inherent mechanisms for enhancing forecast precision, and explores improvement strategies from dimensions such as data fusion, innovative model architecture, and optimization of training strategies. The paper also addresses current challenges and future development directions, aiming to provide theoretical support and practical references for improving short-term heavy precipitation forecasting capabilities.

Keywords

deep learning; short-term heavy precipitation; forecast accuracy; data fusion; model architecture

基于深度学习的短时强降水预报精度提升研究

陈晓静¹ 许可²

1. 山东省荣成市气象局, 中国 · 山东 荣成 264300

2. 解放军 94595 部队 61 分队, 中国 · 山东 淄博 261500

摘要

短时强降水易引发洪涝、山体滑坡等灾害, 精准预报对防灾减灾意义重大。传统数值预报模型受物理过程简化、数据分辨率限制等因素影响, 在短时强降水预报中存在精度不足问题。深度学习凭借强大的特征提取与模式识别能力, 为提升预报精度提供了新途径。本文聚焦基于深度学习的短时强降水预报精度提升研究, 梳理深度学习在气象领域的应用现状, 分析其提升预报精度的内在机制, 从数据融合、模型架构创新、训练策略优化等维度探讨精度提升策略, 并指出当前面临的挑战与未来发展方向, 旨在为提高短时强降水预报水平提供理论支持与实践参考。

关键词

深度学习; 短时强降水; 预报精度; 数据融合; 模型架构

1 引言

短时强降水具有突发性强、降水强度大、致灾性强等特点, 常引发城市内涝、山体滑坡、泥石流等灾害, 对人民生命财产安全和社会经济发展构成严重威胁。精准的短时强降水预报能够为灾害预警、应急响应、资源调配等提供关键信息, 有效降低灾害损失。然而, 短时强降水受大气环流、地形地貌、局地热力条件等多种因素综合影响, 其形成和发展机制复杂, 传统数值预报模型在捕捉其精细结构和快速演变特征方面存在局限性, 导致预报精度有待提高。深度学习

作为人工智能领域的核心技术, 具有强大的特征提取和模式识别能力, 能够从海量气象数据中自动学习复杂非线性关系, 为提升短时强降水预报精度提供了新的技术手段。本研究旨在探讨基于深度学习的短时强降水预报精度提升策略, 为提高我国气象预报水平提供理论支持和实践参考。

2 传统方法受限, 深度学习助力短时强降水预报

2.1 传统短时强降水预报方法及局限性

传统短时强降水预报主要依赖数值天气预报模型, 该模型基于大气动力学和热力学方程, 通过数值计算模拟大气运动和物理过程, 从而实现对降水的预测。然而, 数值模型在短时强降水预报中存在一定局限性。一方面, 模型对物理过程的参数化处理存在简化, 难以准确描述短时强降水形成

【作者简介】陈晓静 (1978-), 女, 中国山东荣成人, 本科, 副高级工程师, 从事综合气象业务研究。

过程中的复杂物理机制,如云微物理过程、对流触发机制等;另一方面,数值模型的分辨率有限,无法精细捕捉局地地形、城市热岛效应等对降水的影响,导致对短时强降水的空间分布和强度预报存在偏差。此外,传统数值预报模型计算量大、运行时间长,难以满足短时预报对时效性的要求。

2.2 深度学习在气象领域的应用现状

近年来,深度学习在气象领域的应用取得了显著进展。在降水预报方面,深度学习模型通过学习历史气象数据与降水之间的复杂关系,能够实现对降水的有效预测。例如,卷积神经网络(CNN)凭借其强大的空间特征提取能力,可捕捉降水系统的空间结构和演变特征;循环神经网络(RNN)及其变体(如长短期记忆网络LSTM、门控循环单元GRU)能够处理时间序列数据,有效捕捉降水的时间演变规律。此外,生成对抗网络(GAN)、Transformer等新型深度学习架构也逐渐应用于降水预报,为提高预报精度提供了新的思路。一些研究表明,深度学习模型在短时降水预报中能够取得优于传统数值模型的预报效果,尤其在捕捉降水的局地特征和极端事件方面具有明显优势。

3 深度学习提升短时强降水预报精度的内在机制

3.1 特征提取与模式识别能力

深度学习模型具有多层次的特征提取结构,能够自动从海量气象数据中学习不同层次的特征表示。在短时强降水预报中,深度学习模型可以提取气象要素(如温度、湿度、风速、气压等)的空间分布特征、时间演变特征以及它们之间的复杂非线性关系,从而识别出与短时强降水发生发展密切相关的模式和特征^[1]。例如,CNN可以通过卷积层和池化层逐步提取降水系统的边缘、纹理、形状等空间特征,帮助模型识别降水云团的位置、大小和强度变化;RNN及其变体则能够捕捉气象要素的时间序列特征,学习降水事件的时间演变规律,如降水的起始、发展和消散过程。

3.2 数据驱动与非线性建模优势

与传统数值模型基于物理方程的建模方法不同,深度学习是一种数据驱动的建模方法,它不需要预先设定复杂的物理参数化方案,而是直接从数据中学习输入(气象要素)与输出(降水)之间的映射关系。这种数据驱动的方式使得深度学习模型能够更好地适应复杂多变的气象环境,捕捉传统数值模型难以描述的非线性关系。短时强降水的形成和发展涉及众多复杂的物理过程,这些过程之间存在强烈的非线性相互作用,深度学习模型凭借其强大的非线性建模能力,能够更准确地模拟这些复杂过程,从而提高预报精度^[2]。

3.3 融合多源数据的能力

短时强降水预报需要综合考虑多种气象观测数据和数值预报产品,如雷达回波、卫星云图、地面观测站数据、数值模式输出等。深度学习模型具有强大的数据融合能力,能够将不同来源、不同分辨率、不同类型的数据进行有效整合

和利用^[3]。通过构建多通道输入的深度学习模型,可以将多种气象数据作为输入特征,让模型在不同数据之间自动学习相关的特征和模式,充分发挥各数据源的优势,提高预报的准确性和可靠性。例如,将雷达回波数据与数值模式输出的气象要素场相结合,深度学习模型可以同时利用雷达数据的高时空分辨率和数值模式的大气物理信息,提升对短时强降水的监测和预报能力。

4 基于深度学习的短时强降水预报精度提升策略

4.1 数据融合与预处理

4.1.1 多源数据融合

为了提高短时强降水预报精度,需要充分整合多源气象数据。除了传统的地面观测站数据和数值模式输出外,还应纳入高时空分辨率的雷达回波数据、卫星云图、闪电定位数据等。雷达回波数据能够实时监测降水系统的空间分布和强度变化,卫星云图可以提供大范围的大气云系信息,闪电定位数据则反映了降水过程中的对流活动强度。通过将这些多源数据进行融合,可以为深度学习模型提供更全面、更丰富的信息,有助于模型更好地捕捉短时强降水的特征和演变规律。

4.1.2 数据质量控制与预处理

多源数据在融合前需要进行严格的质量控制和预处理。不同数据源可能存在数据缺失、异常值、时间分辨率不一致、空间坐标不匹配等问题,这些问题会影响深度学习模型的训练效果和预报精度。因此,需要对数据进行清洗、插值、归一化等预处理操作,确保数据的质量和一致性。例如,对于雷达回波数据中的缺失值,可以采用时空插值方法进行填补;对于不同数据源的时间分辨率差异,可以通过时间插值或聚合的方法进行统一;对于空间坐标不匹配的问题,需要进行坐标转换和重采样处理^[4]。

4.2 模型架构创新

4.2.1 结合CNN与RNN的混合模型

考虑到短时强降水预报需要同时捕捉空间和时间特征,可以构建结合CNN与RNN的混合模型。CNN部分用于提取气象数据的空间特征,如降水系统的空间结构、云团的分布等;RNN部分则用于处理时间序列数据,学习降水事件的时间演变规律。通过将CNN和RNN相结合,混合模型能够充分利用两者的优势,更全面地描述短时强降水的特征和动态变化过程。例如,可以先使用CNN对雷达回波图像或卫星云图进行特征提取,然后将提取的特征序列输入到LSTM网络中进行时间序列建模和预测。

4.2.2 引入注意力机制的深度学习模型

注意力机制能够让模型在处理数据时自动关注重要的特征和信息,提高模型对关键特征的捕捉能力。在短时强降水预报中,不同区域和时刻的气象要素对降水的影响程度不同,引入注意力机制可以使模型更加关注与降水发生密切相关的区域和特征^[5]。例如,在CNN-LSTM混合模型中,可