

陈思宇,杜世康,毕鸿儒,等.沙尘天气识别和预报方法研究综述[J].中国沙漠,2024,44(1):11-21.

沙尘天气识别和预报方法研究综述

陈思宇^{abc},杜世康^{cab},毕鸿儒^{ab},赵丹^{ab},张越^{ab},
陈渔^{ab},娄高瑾^{ab},陈俊言^{ab}

(兰州大学 a.大气科学学院, b.半干旱气候变化教育部重点实验室, c.资源环境学院, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 沙尘天气是极端天气现象,会使空气浑浊、能见度骤降,给人类社会各个方面带来恶劣影响;沙尘气溶胶还通过改变大气辐射收支及云微物理特性对天气气候产生重要影响。围绕沙尘天气的相关研究一直是灾害天气预报领域中重要的研究方向,准确识别和预报沙尘天气在生态环境保护、气候变化等方面均具有重要意义。回顾了近年来关于沙尘天气识别与预报方法相关的研究成果,对重要的方法进行了详细介绍,同时分析比较了不同方法的优缺点。最后,对沙尘天气识别与预报相关的研究成果进行了总结,并展望了有价值的研究方向。

关键词: 沙尘天气; 沙尘天气识别; 沙尘天气预报; 数值模拟; 机器学习

文章编号: 1000-694X(2024)01-011-11

DOI: 10.7522/j.issn.1000-694X.2023.00054

中图分类号: P427.2

文献标志码: A

0 引言

沙尘天气指特定地理环境和下垫面条件下,由强风将地面大量尘土、沙粒卷入空中,使空气混浊、水平能见度下降的天气现象,是多发于半干旱、干旱和荒漠地区的灾害性天气^[1-3]。沙尘天气具有突发性强、持续时间短、影响范围广的特点,会急剧降低空气质量,也会在人体健康、交通运输及生态环境等方面造成难以估量的影响^[4-7]。同时,在强沙尘天气条件下,高空沙尘的远距离输送也是全球物质循环及影响气候变化的关键环节。沙尘气溶胶不仅可以直接改变大气辐射收支^[8],还通过间接效应影响云微物理特性,进而改变降水分布^[2,9-10]。此外,沙尘还作为高营养低叶绿素地区铁的重要来源,在海洋浮游植物生长及海洋碳储量方面具有重要影响^[11-12]。沙尘天气的发生、发展及消亡过程,也是地气系统相互作用的复杂过程。准确识别和预报沙尘天气是分析沙尘气溶胶来源和移动路径的重要手段,在天气预报领域具有重要意义。

为减少沙尘天气过程带来的损失,相关研究人员围绕沙尘天气的识别和预报提出了诸多方法^[13-15]。在沙尘天气的识别上,依据不同来源的观

测数据,主要有基于地基观测、基于卫星遥感以及多源观测数据的识别方法。其中,基于地基观测的识别方法主要通过地面观测站点对PM₁₀以及能见度等指标进行长期、连续的观测而判断。这种识别方法通常可以有效针对小范围沙尘暴进行监测^[16-17]。基于卫星遥感的识别方法利用数字图像处理等技术可从图像中识别沙尘。这种识别方法具有成像范围大的特点,适用于大范围沙尘暴监测,可以更好地识别沙尘气溶胶的时空分布特征,是目前主要的沙尘天气识别方法^[18]。但基于卫星遥感的识别方法未利用地基站点的观测数据,存在一定的识别误差。综合利用多源观测数据的识别方法能更准确地识别沙尘源地及传输路径,这类方法^[19-22]充分利用了不同观测数据的特征,因此对沙尘天气的识别较为准确;但具体应用中需要考虑数据可用性的问题。在沙尘天气的预报上,研究人员围绕数值模式与机器学习的沙尘预报方法分别进行研究^[23-24]。其中,数值预报方法主要通过模拟沙尘气溶胶的起沙、传输、沉降等过程实现对沙尘天气的预报,这种方法由于初始条件的影响和模式中存在的确定性因素,在沙尘天气预报上仍存在一

收稿日期:2023-03-15; 改回日期:2023-04-19

资助项目:国家自然科学基金气象联合基金项目(U2242209);国家自然科学基金面上项目(42175106);广州实验室资助项目(SRPG22-007)

作者简介:陈思宇,女,上海人,教授,主要从事沙尘物理过程、大气环境与气候变化相互作用等研究。E-mail: chensiyu@lzu.edu.cn

定的误差^[25-29]。机器学习预报方法,通过从大量观测数据中自动学习沙尘天气的发生规律,实现对沙尘天气的预报^[30-31]。由于机器学习预报方法难以描述沙尘气溶胶的起沙、传输以及沉降等关键物理过程,且缺乏相关领域知识的支撑,在实际应用中受限。但从长远来看,机器学习方法由于强大的非线性学习能力,在沙尘天气的预报上具有一定的发展潜力。

由于沙尘天气具有突发性强、持续时间短、影响范围广等特点^[32-35],沙尘天气的准确识别和精细化预报一直是灾害天气预报领域重要的研究方向。沙尘天气作为多发于中国北方的一种气象灾害,严重影响空气质量、人类健康以及地球气候^[36],是受高度关注的环境问题。本文主要对近年来沙尘天气识别与预报相关的研究成果进行全面回顾,对近年来研究人员提出的代表性方法进行阐述和分析。最后,系统总结沙尘天气识别和预报相关方法的优缺点,并展望在沙尘天气识别与预报上有价值的研究方向。

1 沙尘天气识别方法

及时、准确地识别沙尘天气的发生时间及发生区域,对理解沙尘天气起沙、输送等过程具有重要意义;同时,也是实现沙尘天气防治与精细化预报的重要基础。在沙尘天气识别方面,研究人员取得了许多成果,根据不同观测手段的数据来源,目前已有的沙尘天气识别方法可分为基于地基观测、基于卫星遥感以及多源观测融合识别的方法。

1.1 基于地基观测的识别方法

基于地基观测的识别方法主要通过人工、气象站点或地基遥感等手段对能见度、风速、 $PM_{2.5}$ 、 PM_{10} 以及气溶胶光学厚度(AOD)等指标通过直接或间接测量的方式识别沙尘天气。人工观测识别的方式主要依据观测人员对能见度的测定来识别沙尘天气,其判断标准是空气能见度小于10 km的天气为浮尘、能见度1~10 km的为扬沙、能见度小于1 km的为沙尘暴、能见度小于500 m的为强沙尘暴、能见度小于50 m的为特强沙尘暴天气。利用气象站点观测识别的方式主要基于风速、 $PM_{2.5}$ 与 PM_{10} 等观测指标,再结合识别算法识别沙尘天气。其原理是沙尘天气发生时会导致环境空气中 PM_{10} 颗粒物的浓度急剧升高、同时伴随 $PM_{2.5}$ 与 PM_{10} 质量浓度的

比值呈断崖式下降^[15]。基于这一变化特点,典型的基于地基 $PM_{2.5}$ 与 PM_{10} 浓度观测的识别方法,主要根据设定的 PM_{10} 浓度阈值以及 $PM_{2.5}$ 与 PM_{10} 质量浓度比值的阈值来判断沙尘天气发生的起始与结束时间。但简单设定阈值会导致识别具有较大的不确定性,郑溟等^[15]利用K-means聚类分析方法对数据特征进行自动分类,通过设定更合理的阈值,改进了基于地基 $PM_{2.5}$ 与 PM_{10} 浓度观测的沙尘天气识别方法。利用地基遥感识别的方式主要利用雷达或激光雷达发射无线电信号、红外线或激光,然后使用多普勒频移等方式对沙尘气溶胶的空间分布进行探测,其中激光雷达在恶劣的天气条件下探测效果较差,而雷达信号可以穿透云层、雾以及灰尘,可以在恶劣的天气条件下工作,基于地基的雷达和激光雷达都被广泛地用于沙尘气溶胶识别。例如,Kaskaoutis等^[37]利用地面激光雷达监测了希腊上空的沙尘天气相关的气溶胶光学厚度以及 PM_{10} 等指标。

基于地基观测的识别方法是重要的沙尘天气识别方法,具有观测精度高的特点,通常作为必要的技术手段来校验卫星遥感反演产品以及沙尘数值天气预报的模拟和预报结果。但这类方法受制于较高的建设和维护成本,一般分布较稀疏且较少在容易起沙的荒漠或沙漠区域建设,无法识别大范围的沙尘天气,难以捕捉沙尘天气整体的动态演变和强度变化^[16]。虽然基于地基观测的识别方法难以针对沙尘天气进行大范围的观测识别,但这种方法可以较准确识别小范围的沙尘天气,在沙尘气溶胶研究方面发挥着重要的支撑作用。

1.2 基于卫星遥感的识别方法

基于卫星遥感的识别方法通过卫星成像,再利用数字图像技术从图像中识别沙尘气溶胶,根据成像原理,又可分为被动遥感与主动遥感的方法。被动遥感方法利用自然辐射源反演沙尘气溶胶相关参量,根据不同的光谱通道类型,又分为可见近红外(VIR)^[38]、热红外(TIR)^[39]、微波极化指数MPI法^[40]以及紫外吸收气溶胶指数AAI方法^[41]等。主动遥感方法利用人为辐射源(激光雷达),通过对气溶胶探测接收后向散射信号的方式识别沙尘高度以及厚度等信息。

在被动遥感方法中,可见近红外通道是最早被用于识别沙尘天气的通道。这类方法中,基于EOS/

MODIS 遥感仪器、用于陆地上空气溶胶反演的暗像元法^[42]是目前较成熟和广泛使用的沙尘天气识别方法。暗像元法适用于茂盛植被覆盖、海洋上空等暗表面地区气溶胶识别。与暗像元算法相比,Hsu 等^[43]提出的基于地表反射率的深蓝算法(Deep Blue),能够对高地表反射率地区的气溶胶光学厚度进行有效反演。热红外遥感方面,Shenk 等^[44]基于 THIR 卫星数据在观测沙尘和卷云目标时的光谱通道亮温差异,研究了基于热红外亮温差异判断沙尘气溶胶的方法。Legrand 等^[45]使用红外数据对沙尘参数进行反演,并建立了表征沙尘强度信息的红外沙尘差值指数(Infrared difference dust index, IDDI),为之后利用热红外通道反演沙尘气溶胶的研究提供了重要基础。此外,研究人员围绕 IDDI 值算法并结合不同地区沙尘气溶胶的特征展开研究,不断改进和发展出了适用于不同地理特征的沙尘天气气溶胶识别方法^[46-48]。在被动微波遥感方面,Huang 等^[40]通过分析沙尘对微波辐射的影响,定义了用于识别沙尘的极化亮温差指数(Microwave polarized index, MPI),并经实验验证了 MPI 指数识别的沙尘区与地基观测范围较为接近。在紫外遥感方面,Herman 等^[49]进行了使用臭氧总量测绘光谱仪

(TOMS)340 nm 和 380 nm 辐亮度比值在不同下垫面下的沙尘气溶胶识别的研究;在此基础上,其他研究人员也围绕 TOMS 资料发展了诸多定量识别沙尘天气的方法。

在主动遥感方法中,研究人员围绕 CALIPSO 激光雷达(Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observation)观测资料,发展出了诸多有效识别沙尘气溶胶的方法。Mark 等^[50]首次利用 CALIPSO 观测资料反演得到包括沙漠、戈壁等亮地表地区的全球范围气溶胶。Lakshmi 等^[51]利用 CALIPSO 观测资料研究了识别沙尘气溶胶垂直分布特征的方法,进一步提高了沙尘气溶胶识别的准确性。Huang 等^[52]使用 CALIPSO 卫星的观测资料研究了东亚地区沙尘气溶胶的时空分布特征,如图 1 所示。Ma 等^[53]使用支持向量机方法,采用 CALIPSO 卫星观测资料的重要参数作为特征向量输入,克服位置和季节变化引起的沙尘暴性质变化的影响,对源区的沙尘气溶胶层进行识别。主动遥感方法较被动遥感方法,其主动的探测方式探测距离大,可以连续观测,能更准确呈现沙尘气溶胶的垂直分布特征,在沙尘气溶胶垂直分布特征研究上具有优势。

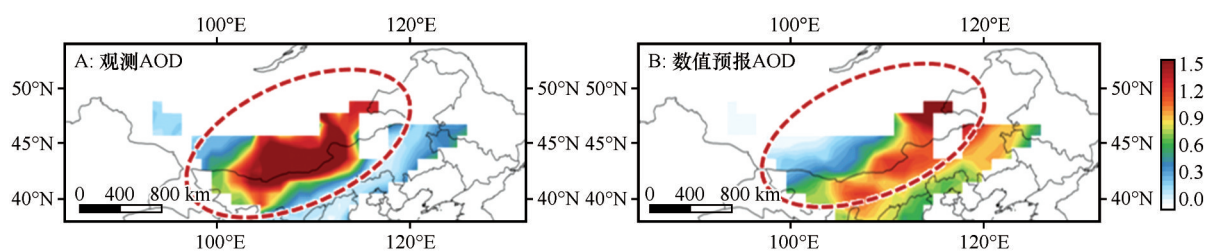


图1 东亚地区CALIPSO观测和WRF-Chem数值预报的AOD空间分布

Fig.1 Spatial distributions of AOD in East Asia based on CALIPSO and WRF-Chem model

基于卫星遥感的识别方法具有观测距离大、观测范围广、观测空间连续性强等特点,可以在观测范围上弥补地基观测识别方法的不足,在实时动态监测沙尘天气的起源、传输路径、影响范围和强度变化等方面具有重要意义,是目前主要的沙尘天气识别方法。此外,基于卫星遥感识别沙尘天气的方法由于依据单一阈值,不同方法识别的效果差异较大;且由于卫星轨道的限制,不能同时实现高时间和空间分辨率、在识别沙尘天气准确率上也会受到云和其他天气条件的影响。

1.3 多源观测融合的识别方法

多源观测融合的识别方法通过有效利用多源

观测资料数据特征互补性,能更全面地识别沙尘源地及传输路径。基于地基观测的方法可以准确识别小范围、低强度的沙尘天气,基于卫星遥感的方法可大范围对沙尘天气进行识别,融合两者优点的方法能够全面识别不同规模、不同时长、不同强度的沙尘天气,在实际业务中较为实用。近年来,研究人员围绕多源观测融合的沙尘天气识别方法展开了诸多研究,取得了一定的研究成果。Jing 等^[54]利用主被动卫星遥感、地基多通道微波辐射计资料的反演结果,结合后向轨迹模式分析沙尘天气过程前后的天气形势和沙尘来源;邓梅等^[55]综合利用 WRF-Chem 数值模式和后向轨迹模式对沙尘暴的传输路径进行追踪和模拟,从动力学角度探讨沙尘

气溶胶垂直输送特征;研究人员利用地球系统模式 E3SMv1 以及区域空气质量模式 WRF-Chem 的源标签技术,揭示不同沙源对沙尘天气的贡献^[56-58];Tong 等^[59]基于空气质量监测网络,利用高精度地面站点观测建模,实现沙尘强度、持续时间和过沙面积的追踪;研究人员还利用归一化差值沙尘指数、热红外沙尘指数、增强沙尘指数、随机森林 RF 和卷积神经网络 CNN 算法,结合风云四号气象卫星 FY-4A 中多通道扫描成像辐射计 AGRI 数据对沙尘实施动态监测和识别^[30,60-61]。

基于地基观测的识别方法建设成本较高,一般观测站点分布稀疏;而基于卫星遥感的识别方法通常具有较低的空间和时间分辨率,且无法提供有关陆地表面和大气的准确数据。多源观测融合的方法是沙尘天气识别中现实的解决方法,能够充分利用不同观测手段的优点。整体而言,上述不同方法的发展均在空气质量监测和沙尘天气的数值天气预报中发挥着十分重要的作用。

2 沙尘天气预报方法

由于沙尘天气发生给人类社会带来的恶劣影响,对沙尘天气的准确、精细化预报一直是研究人员关注的重点问题。在沙尘天气预报方面,研究人员也取得了诸多研究成果。就目前的研究来看,根据预报方法实现原理的不同,现有主要的沙尘天气预报方法可分为数值预报方法与机器学习预报方法。数值预报方法通过动力学方程组模拟沙尘排放、输送到沙尘的干或湿沉降来预报未来的沙尘状态,是目前主要的沙尘天气预报方法;但由于计算密集等问题,更适合长期预报。机器学习预报方法利用地基、卫星遥感等实时观测数据结合机器学习方法做出预测,更擅长短临的沙尘天气预报。

2.1 数值预报方法

数值预报是预报沙尘天气的主要方法,其对起沙条件、动力热力条件、植被分布等诊断分析后通过沙尘模式定量描述沙尘天气的分布、强度、传输及干/湿沉降过程,对沙尘时空分布作出相应预报^[62-64]。数值预报方法不仅能定性预报沙尘天气的空间分布与时间演变,还能定量预报沙尘源地、大气中的沙尘浓度、沙尘的输送以及沉降^[65]。在数值预报方法中,完善的起沙参数化方案是准确描述沙尘物理过程的核心和难点问题,直接影响到沙尘的

预报精度^[66-70]。

20 世纪 70 年代,研究人员就沙尘粒径谱分布^[71-72]、沙尘天气形成机制、分布特征及其演变规律等方面开展了大量的工作:探讨了起沙、垂直/水平输送及沉降等过程的关键动力学问题^[63];系统揭示了中国沙源区沙尘起沙通量与摩擦速度的关系^[73-75];揭示西北地区特强沙尘暴形成的动力机制及其效应^[11,76-78];提出了大气边界层非常定下沉急流和阵风的起沙理论^[79];基于尘卷风热力学理论构建了大气边界层起沙参数化方案^[80]。20 世纪 80 年代以来,随着对沙尘物理过程理解的不断加深,围绕沙尘数值模拟和预报的研究取得了重要进展。全球、区域以及局地尺度沙尘数值模式得到了快速发展和应用。研究者先后发展出了 GOCART^[23]、DREAM^[81]、ITR^[82-83]、DEAD^[84]、MASINGAR^[85]等全球沙尘数值模式,以及 CEMSYS5^[62,68]、CFORS^[76]、NARCM^[86]、COAMPS^[87]和 HCM ADDIN ZOTERO_ITEM CSL_CITATION^[88-89]等区域沙尘数值模式。同时,相关研究人员将地基观测、卫星遥感与数值模式相结合,在沙漠、戈壁下垫面起沙的发生机理、数值模拟和预报方面取得了大量研究成果。研究人员将沙尘暴的源、汇项参数化方案和沙尘传输方程引入 MM4 (Mesoscale Meteorological Model 4) 模型^[88-89];黄美元等^[90]考虑起沙谱分布、粒子沉降及沙尘粒子与云碰并的微物理过程,提出了适用于中国北方沙尘暴的预报模型。曾庆存等^[91]建立和发展的沙尘模式被应用于中国科学院大气物理研究所的沙尘暴监测、预报和预警综合系统中;中国气象科学研究院大气成分中心开发的亚洲沙尘暴计算机业务预报系统 CUACE-Dust,中国气象局数值预报中心和中国气象科学研究院研发的中国沙尘天气预报系统 (GRAPES-CUACE/Dust)^[92],中国科学院大气物理研究所自主发展的嵌套网格空气质量预报模式系统 (NAQPMS)^[93]、城市空气质量的数值模型业务预报以及区域集成环境模式系统 (RIEMS) 等,均显著提高了中国沙尘暴的预报精度。上述沙尘数值模式中,区域大气动力-化学耦合模式 WRF-Chem^[94-95]实现了气象模式和化学模式在时空分辨率上的完全耦合,同时考虑了大气化学对气象的反馈作用,具有良好的模拟能力和预报准确性。目前 WRF-Chem 模式被逐步应用于空气质量及沙尘天气过程的模拟与预测领域,能够实现对沙尘、PM₁₀、PM_{2.5}以及 BC、OC 和海盐等因子的分析

和精准预报。图2是WRF-Chem模式对沙尘天气预报结果与真实观测值的对比,结果表明模式预报能

够较好地体现沙尘气溶胶的时空分布特征,模式模拟的 PM_{10} 分布和站点实测数据较吻合。

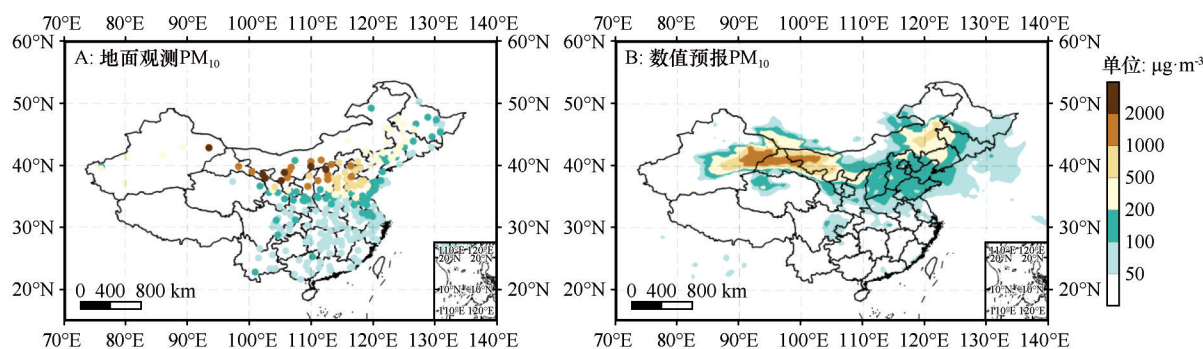


图2 2021年3月15日沙尘天气事件中观测 PM_{10} 与数值预报 PM_{10} 对比

Fig.2 PM_{10} observed versus PM_{10} predicted for the dust weather event on March 15, 2021

使用沙尘数值模式预报沙尘天气仍然存在一定的不确定性,主要原因有以下几点:①大多起沙参数化方案仅考虑了沙漠地表的风蚀起沙,忽视或低估了牧场、稀疏草地、农田和干涸湖泊等其他下垫面造成的沙尘释放,导致沙尘模拟结果仍存在较大偏差;②沙尘参数的非均一性问题没有很好解决,不同地表类型的植被覆盖度、粒子尺度、临界起沙摩擦速度、土壤水分含量和土壤硬度等关键参数均有很大差异;③传统的起沙模块将潜在沙源仍视为“气候态”的静态分布,忽视其动态变化对起沙的影响。

2.2 机器学习预报方法

近年来,以机器学习为代表的人工智能技术取得了令人瞩目的发展,机器学习作为一种新的研究范式呈现快速发展态势并应用到各个研究领域。机器学习预报方法通过处理海量数据,可以有效建模大气成分变化中的非线性关系,构建更客观、灵活的预报模型^[96]。目前,机器学习相关方法在沙尘天气预报中应用还比较薄弱、大部分相关的研究围绕在沙尘天气与气象要素间的建模以及针对 PM_{10} 、 $PM_{2.5}$ 等污染物的预报方面(图3)。

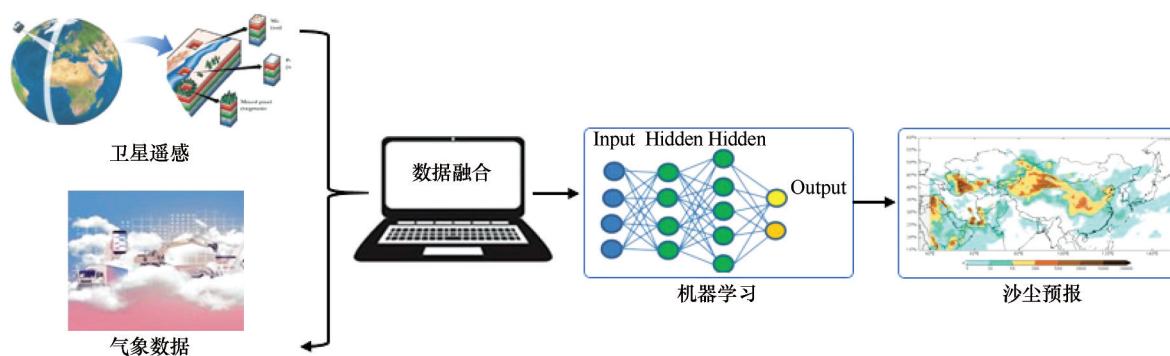


图3 基于机器学习方法的沙尘天气预报

Fig.3 Dust forecasting based on machine learning

利用机器学习相关方法进行沙尘天气预报的主要思路是通过建模气象观测数据与沙尘天气相关观测数据之间的关系,实现对沙尘天气的预报。Lu等^[97]利用500 hPa高度场、两个风场(U、V)和温度场等气象特征作为输入变量,构建了基于SVM方法的沙尘暴预测模型,并使用召回率指标评价了预报模型的性能。但由于沙尘天气日的训练样本数远低于正常天气日的训练样本数,沙尘天气日特征

不能被预报模型更好学到,导致模型性能表现一般。Xie等^[98]针对使用SVM方法预报时的训练样本不平衡问题,提出了一种混合自适应的采样方法,对不平衡沙尘暴分类中的少数类别数据进行采样,使得SVM模型能够更好学习到少数类别数据的特征,提高了SVM沙尘暴预报模型的预报准确率。Zhang等^[99]针对这一问题,同样提出了SMOTE采样算法与AdaBoost方法结合的沙尘暴预报算法,该方

法显著提升了沙尘暴的预报准确率。此外,张振华等^[100]基于SMOTE采样算法和决策树算法预测了甘肃、新疆、宁夏等西北地区逐月的沙尘暴日数;Kaboodvandpor等^[101]利用日气象观测数据和站点PM₁₀浓度,基于人工神经网络、支持向量机、条件推理随机森林和随机梯度推进等模型预测了伊朗日沙尘暴次数;Ebrahimi-khusfi等^[102]研究了气候、土壤特征、归一化植被指数(NDVI)、土地利用和土地类型等特征对沙尘暴的影响程度,并利用多种机器学习算法预测了沙特阿拉伯和伊朗沙尘暴源地及沙尘暴逐月的发生日数。Murayziq等^[103]考虑与沙尘暴相关的风速、气压、温度、湿度和表面类型,构建了贝叶斯网络与基于案例的推理方法相结合的混合沙尘暴预报模型。Li等^[104]进一步提出了一种同时考虑大气运动和地面因素对沙尘暴发生影响的INB-CNN预报方法,首先基于卷积神经网络从海量数据中能更好学习特征的优点,构建考虑大气运动因素的模型;然后,构建考虑地面因素的朴素贝叶斯模型;最后,建立融合朴素贝叶斯与卷积神经网络预报模型的INB-CNN沙尘天气预报模型。实验结果表明,基于INB-CNN的沙尘天气预报模型能较好地反映沙尘天气发生规律,具有一定的预报准确率。此外,Ebrahimi-khusfi等^[102,105]在伊朗的半干旱区研究了增强植被指数和气象数据分别在温暖和寒冷月份对预报沙尘暴时间变化的影响,发现在温暖的月份,增强植被指数的提高会影响沙尘暴的预测。

除上述直接围绕沙尘天气预报展开的研究外,更多机器学习方法围绕对PM₁₀、PM_{2.5}以及空气质量指数的预报展开。研究人员先后提出了利用SVM^[57]、LSTM^[106]、GRU^[107]、RF^[108]、XGBoost^[109-110]以及CNN^[111-112]等单一模型的预报方法,融合图卷积神经网络和长短期记忆网络的GC-LSTM预报模型^[113]、融合1D-CNN与BI-LSTM网络的混合预报模型^[114]、融合BI-LSTM与逆距离加权技术的IDW-BLSTM预报模型、融合BIGRU与注意力机制的Bi-AGRU模型^[115]等混合模型的预报方法,以及对数据分不同阶段处理进行预报的DE-ELM^[116]、WPD-SE-VMD^[117]、EMD-GRU^[118]、MRWB-B^[119]、EEMD-LSTM^[120]等分阶段处理的预报方法。在利用单一模型的预报方法中,典型的方法有Bi等^[108]使用随机森林模型基于环境监测站点数据、GEOS-CF的污染物预报数据、气象预报数据以及土地利用数据构建的

PM_{2.5}预报模型,实现了汾渭平原上以1 km空间分辨率对未来5 d逐日的PM_{2.5}浓度预报,与数值模式的预报方法相比,该方法可在计算资源较低的环境下实现近实时的PM_{2.5}浓度预报;Ke等^[109]使用XGBoost模型基于CUACE空气质量预报数据、地面观测数据以及气象数据,结合数据重采样技术构建的预报模型,改善了对高污染日PM_{2.5}以及PM₁₀极值的预报方法。Chae等^[112]通过将空气质量数据与气象数据插值,使用CNN构建了近实时预报PM_{2.5}以及PM₁₀的空气质量预报模型。在利用混合模型的预报方法中,Ma等^[121]使用BLSTM与逆距离加权技术相结合的IDW-BLSTM预报模型解决了在无地面观测站点上PM_{2.5}浓度预测问题;Qi等^[113]考虑站点历史观测数据值的时间变化与邻近站点污染物浓度的影响,提出了融合图卷积神经网络结构与长短期记忆网络的GC-LKSTM预报模型,考虑了地面观测数据之间的时空关系。在分不同阶段的预报方法中,Huang等^[118]从时间序列预测的角度考虑了污染物观测时间序列的非平稳性问题,提出了基于经验模态分解结合GRU模型的EMD-GRU预报方法,该方法与使用单一GRU模型的预报方法相比,在RMSE、MAE、SMAPE评价指标上均有优异表现;Zaini等^[120]针对污染物观测时间序列数据的非线性和复杂性特征,提出了经验模态分解方法(EEMD)与长短期记忆网络(LSTM)结合的EEMD-LSTM预报模型。这类方法的特点是通过在数据预处理阶段增加数据分解方法、降低时间序列复杂性,再利用LSTM、GRU等时间序列预报模型进行预报,与直接使用时间序列预报模型进行预报的方法相比提升了预报性能,但存在数据处理繁琐,预报流程复杂等缺点。上述围绕PM_{2.5}与PM₁₀预报取得的研究成果表明,在有限的气候数据基础上,基于机器学习的沙尘天气预报方法能够取得更高的预报准确率,在沙尘天气预报领域也将发挥更加重要的作用。

总体来说,上述研究为大气污染物预报以及大气环境精细化管控等方面提供了重要基础。而使用机器学习方法在预报未来的沙尘浓度方面具有一定优势,但对于沙尘天气具体的输送与沉降过程缺乏认识。使用机器学习的沙尘天气预报方法整体还处在初步阶段,目前主要存在以下几个问题:①考虑的影响要素不足,大部分研究仅考虑了地面气象站点资料,没有考虑高空气象资料、卫星遥感

产品等观测数据,在多源气象数据利用、多模态数据融合方面有待进一步完善。②多数研究利用观测数据和沙尘天气的相关性建立机器学习模型,从污染物时间序列预测角度出发开展的相关研究还较少。③未能有机结合数值模式、利用数值模式的优点进行预报。

3 总结与展望

沙尘天气作为一种严重影响生态环境的灾害性天气现象,在人类社会的各个方面均会造成不同程度的影响和危害。虽然近年来中国的荒漠化防治取得了显著成效,中国沙源区的生态状况明显得到改善,沙尘源区输送到大气中的沙尘含量明显降低。但在全球变暖、人口急剧增长以及过度开垦放牧等多种因素的驱动下,仍有不少国家如蒙古等国的生态环境恶化、土壤风蚀加剧,由大气环流带来的沙尘跨境输送正成为影响中国沙尘天气发生的重要因素,针对沙尘天气的准确识别与精细化预报的研究依然是中国灾害天气预报领域中重要的研究方向。目前,国内外相关研究人员在沙尘天气识别与预报方法的研究上均已取得了显著的成果。本文分别围绕沙尘天气的识别与预报对近年来相关的研究成果进行了回顾和分析,介绍了不同方法的实现原理和优缺点。

通过对所调研的文献进行梳理,根据不同的观测手段,本文对基于地基观测、基于卫星遥感观测以及基于多源观测数据的不同沙尘天气识别方法进行了阐述和分析;根据实现的原理不同,将主要的沙尘天气预报方法分为基于数值模式的方法与基于机器学习的预报方法。在沙尘天气的识别中,基于主动遥感观测的识别方法是目前重要的一类识别方法,能更准确识别沙尘气溶胶的水平分布特征,在实际业务中也较多使用。在沙尘天气的预报中,基于数值模式的预报方法作为目前主要的预报方法,通过同化卫星观测数据和地基观测数据改善模式初值以及发展模式订正相关方法改善了模式误差,提高了数值模式的预报准确率。在实际的预报业务中,基于数值模式的预报方法在发布最终预报结果时一般还会考虑预报员的经验进行修正。但受限于模式对跨境沙尘模拟的不准确性以及针对人为排放源难以建立排放清单,传统数值模式预报方法的提升能力仍然有限。基于机器学习的预报方法由于其从数据中学习的特点以及强大的非

线性函数拟合能力,可以通过建立沙尘天气与相关气象输入要素之间的关系实现沙尘天气预测的目的。但这类方法目前仍处于发展之中,同时考虑到沙尘天气预报中涉及的动力机制,基于机器学习的预报方法仍需考虑如何有效融合领域知识进行学习,从而实现更精细化的沙尘天气预报。

未来,随着观测技术手段的不断丰富、协同观测网络建设的趋于完善,海量、高质量的多源沙尘天气观测数据将更加易用。在沙尘天气识别方法的研究中:融合多源观测数据、基于机器学习相关方法构建更加准确的自动化沙尘天气识别方法将得到进一步发展。在沙尘天气预报方法的研究中:一方面,基于数值模式的预报方法蕴含了起沙、传输、沉降等与沙尘天气发生相关的重要动力机制,围绕这类方法的研究在沙尘天气研究中具有重要意义,也将一直受到重视。同时,随着数据同化、基于大数据模式订正等关键技术的发展,基于数值模式的预报水平将得到进一步的提升。另一方面,随着机器学习相关方法在灾害天气预报领域的进一步深入应用,充分发挥机器学习方法从数据中学习的特性,有效利用多源数据、基于机器学习的沙尘天气预报方法有望发挥更加重要的作用。此外,沙尘天气预报场景中涉及的复杂动力机制可能会限制机器学习相关方法的应用;而数值模式相关方法蕴含了包括动力学方程等先验领域知识,这是数值模式方法较机器学习方法无可比拟的优势。将数值模式与机器学习相关方法有机结合在多源、海量气象数据上学习的方式,将在沙尘天气预报相关领域发挥更加重要的作用。随着数值模式与机器学习融合相关研究的进一步深入,针对沙尘天气的识别以及预报将会更加准确以及精细化。

参考文献:

- [1] 叶笃正,丑纪范,刘纪远,等.关于我国华北沙尘天气的成因与治理对策[J].地理学报,2000,15(4):513-521.
- [2] 张莉,丁一汇,任国玉.我国北方沙尘天气演变趋势及其气候成因分析[J].应用气象学报,2005,16(5):583-592.
- [3] 尹晓惠.我国沙尘天气研究的最新进展与展望[J].中国沙漠,2009,29(4):728-733.
- [4] 沈建国,李嘉鹏,牛生杰,等.沙尘天气中气溶胶光学特性的时空分布特征[J].中国沙漠,2007,27(3):495-501.
- [5] 张瑞军,何清,孔丹,等.近几年国内沙尘暴研究的初步评述[J].干旱气象,2007,23(3):88-94.
- [6] 孙兆彬,安兴琴,崔蕊蕊,等.北京地区颗粒物健康效应研究:沙尘天气、非沙尘天气下颗粒物($PM_{2.5}$ 、 PM_{10})对心血管疾病

- 入院人次的影响[J].中国环境科学,2016,36(8):2536-2544.
- [7] 杨帆,王雪芹,杨东亮,等.风沙侵袭影响下绿洲边缘植物群落格局分析[J].干旱区研究,2012,29(5):763-769.
- [8] 杨帆,王顺胜,何清,等.塔克拉玛干沙漠腹地地表辐射与能量平衡[J].中国沙漠,2016,36(5):1408-1418.
- [9] 成天涛,沈志宝.中国西北大气沙尘的辐射强迫[J].高原气象,2002,21(5):473-478.
- [10] 宿兴涛,李鲲,魏强,等.东亚沙尘光学特性及其对辐射强迫和温度的影响[J].中国沙漠,2016,36(5):1381-1390.
- [11] 张凯,高会旺,张仁健,等.我国沙尘的来源、移动路径及对东部海域的影响[J].地球科学进展,2005,20(6):627-636.
- [12] 高会旺,祁建华,石金辉,等.亚洲沙尘的远距离输送及对海洋生态系统的影响[J].地球科学进展,2009,24(1):1-10.
- [13] 叶晶,李万彪,刘辉志,等.基于沙尘气溶胶识别的中国北方地区MODIS云检测产品的改进研究[J].热带气象学报,2010,26(5):563-570.
- [14] Akhlaq M, Sheltami T R, Mouftah H T. A review of techniques and technologies for sand and dust storm detection[J]. Reviews in Environmental Science and Bio/Technology, 2012, 11: 305-322.
- [15] 郑昊,薛惠锋,李养养,等.基于K-means聚类的沙尘天气快速识别技术研究[J].中国环境监测,2020,36(5):130-137.
- [16] 熊利亚,李海萍,庄大方.应用MODIS数据研究沙尘信息定量化方法探讨[J].地理科学进展,2002,21(4):327-332.
- [17] Wang Y Q, Zhang X Y, Gong S L, et al. Surface observation of sand and dust storm in East Asia and its application in CUACE/Dust[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2008, 8: 545-553.
- [18] 高庆先,任阵海,张运刚,等.利用静止卫星资料跟踪沙尘天气的发生、发展及其传输[J].资源科学,2004,26(5):24-29.
- [19] Karagulian F, Temimi M, Ghebreyesus D, et al. Analysis of a severe dust storm and its impact on air quality conditions using WRF-Chem modeling, satellite imagery, and ground observations[J]. Air Quality, Atmosphere & Health, 2019, 12: 453-470.
- [20] Boroughani M, Pourhashemi S, Hashemi H, et al. Application of remote sensing techniques and machine learning algorithms in dust source detection and dust source susceptibility mapping[J]. Ecological Informatics, 2022, 56: 1574-9541.
- [21] Berndt E B, Elmer N J, Junod R A, et al. A machine learning approach to objective identification of dust in satellite imagery[J]. Earth and Space Science, 2000, 8: 2333-5084.
- [22] Amiri M, Soleimani S. A hybrid atmospheric satellite image-processing method for dust and horizontal visibility detection through feature extraction and machine learning techniques[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2022, 50: 523-532.
- [23] Barnum B, Winstead N, Wesely J, et al. Forecasting dust storms using the CARMA-dust model and MM5 weather data[J]. Environmental Modelling & Software, 2004, 19: 129-140.
- [24] Huneus N, Basart S, Fiedler S, et al. Forecasting the northern African dust outbreak towards Europe in April 2011: a model intercomparison[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016, 16: 4967-4986.
- [25] 孙建华,赵琳娜,赵思雄.一个适用于我国北方的沙尘暴天气数值预测系统及其应用试验[J].气候与环境研究,2003,8(2):125-142.
- [26] 王会军,郎咸梅,周广庆,等.我国今冬和明春气候异常与沙尘气候形势的模式预测初步报告[J].大气科学,2003,27(1):136-140.
- [27] 陈红,林朝晖,周广庆.我国春季沙尘天气趋势的数值气候预测试验[J].气候与环境研究,2004,9(1):182-190.
- [28] Gong S L, Zhang X Y. CUACE/Dust-an integrated system of observation and modeling systems for operational dust forecasting in Asia[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2008, 8: 2333-2340.
- [29] Bao Y, Zhu L, Guan Q, et al. Assessing the impact of Chinese FY-3/MERSI AOD data assimilation on air quality forecasts: Sand dust events in northeast China[J]. Atmospheric Environment, 2019, 205: 78-89.
- [30] 姜红,何清,曾晓青,等.基于随机森林和卷积神经网络的FY-4A号卫星沙尘监测研究[J].高原气象,2021,40(3):680-689.
- [31] Alshammari R K, Alrwais O, Aksoy M S. Machine learning applications to dust storms: a Meta-analysis[J]. Aerosol and Air Quality Research, 2022, 22: 220183.
- [32] 张小曳.中国大气气溶胶及其气候效应的研究[J].地球科学进展,2007,22(1):12-16.
- [33] 石广玉,王标,张华,等.大气气溶胶的辐射与气候效应[J].大气科学,2008,32(4):826-840.
- [34] 段婧,毛节泰.华北地区气溶胶对区域降水的影响[J].科学通报,2008,53(23):2947-2955.
- [35] Huang M, Peng G, Zhang J, et al. Application of artificial neural networks to the prediction of dust storms in Northwest China[J]. Global and Planetary Change, 2006, 52: 216-224.
- [36] Huang J, Wang T, Wang W, et al. Climate effects of dust aerosols over East Asian arid and semiarid regions[J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2014, 119: 11398-11416.
- [37] Kaskaoutis D G, Kambezidis H D, Nastos P T, et al. Study on an intense dust storm over Greece[J]. Atmospheric Environment, 2008, 42(29): 6884-6896.
- [38] Kaufman Y J, Tanre D, Dubovik O, et al. Absorption of sunlight by dust as inferred from satellite and ground-based remote sensing[J]. Geophysical Research Letters, 2001, 28: 1479-1482.
- [39] Zhang P, Lu N, Hu X, et al. Identification and physical retrieval of dust storm using three MODIS thermal IR channels[J]. Global and Planetary Change, 2006, 52: 197-206.
- [40] Huang J, Ge J, Weng F, et al. Detection of Asia dust storms using multisensor satellite measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 110: 186-191.
- [41] Graaf M, Stammes P, Koelemeijer R. Absorbing Aerosol Index: sensitivity analysis, application to GOME and comparison with TOMS[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2005, 110: 01201.
- [42] Kaufman Y, Wald A. The MODIS 2.1- μm channel-corre-

- lation with visible reflectance for use in remote sensing of aerosol[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35: 1286–1298.
- [43] Hsu N, Tsay S C, King M, et al. Deep blue retrievals of Asian aerosol properties during ACE-Asia[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(11): 3180–3195.
- [44] Shenk W, Curran R. The detection of dust storms over land and water with satellite visible and infrared measurements[J]. Monthly Weather Review, 1974, 102(12): 830–837.
- [45] Legrand M, Cautenet G, Buriez J. Thermal impact of saharan dust over land. Part II: application to satellite IR remote sensing[J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 1992, 31(2): 181–193.
- [46] Kluser L, Schepanski K. Remote sensing of mineral dust over land with MSG infrared channels: a new bitemporal mineral dust index[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(9): 1853–1867.
- [47] Good E, Kong X, Embury O, et al. An infrared desert dust index for the Along-Track Scanning Radiometers[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 116: 159–176.
- [48] 曹广真, 张鹏, 胡秀清, 等. 静止与极轨气象卫星监测沙尘的融合算法研究[J]. 气象科技进展, 2016, 6(1): 116–119.
- [49] Herman J, Bhartia P, Torres O, et al. Global distribution of UV-absorbing aerosols from Nimbus 7/TOMS data[J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 1997, 102: 16911–16922.
- [50] Mark A, Kathleen A, David M. Fully automated detection of cloud and aerosol layers in the CALIPSO lidar measurements[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2009, 26: 2034–2050.
- [51] Lakshmi N, Nair Vijayakumar S, Babu S. Vertical structure of aerosols and mineral dust over the Bay of Bengal from multisatellite observations[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2017, 122: 12845–12861.
- [52] Huang J, Liu J, Chen B, et al. Detection of anthropogenic dust using CALIPSO lidar measurements[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2015, 15: 11653–11665.
- [53] Ma Y, Gong W. Evaluating the performance of SVM in dust aerosol discrimination and testing its ability in an extended area[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5: 08855–4141.
- [54] Jing Y, Zhang P, Chen L, et al. Integrated analysis of dust transport and budget in a severe Asian dust event[J]. Aerosol and Air Quality Research, 2017, 17: 2390–2400.
- [55] 邓梅, 张佳华, 蒋跃林. 沙尘暴影响下北京沙尘气溶胶的垂直分布及溯源分析[J]. 气象科学, 2015, 35(5): 550–557.
- [56] Hu Z, Huang J, Zhao C, et al. Modeling the contributions of Northern Hemisphere dust sources to dust outflow from East Asia[J]. Atmosphere Environment, 2019, 202: 234–243.
- [57] Zhou C, Gui H, Hu J, et al. Detection of new dust sources in Central/East Asia and their impact on simulations of a severe sand and dust storm[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2000, 124: 10232–10247.
- [58] Shi Y, Liu X, Wu M, et al. Relative importance of high-latitude local and long-range-transported dust for Arctic ice-nucleating particles and impacts on Arctic mixed-phase clouds[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2022, 22(4): 2909–2935.
- [59] Tong P, Chen S, Tang C. Detecting and evaluating dust-events in north China with ground air quality data[J]. Earth and Space Science, 2021, 9: 2333–5084.
- [60] Sourì A, Vajedian S. Dust storm detection using random forests and physical-based approaches over the Middle East[J]. Journal of Earth System Science, 2015, 124: 1127–1141.
- [61] Wong M, Xiao F, Nichol J, et al. A multi-scale hybrid neural network retrieval model for dust storm detection, a study in Asia[J]. Atmosphere Research, 2015, 158: 89–106.
- [62] Shao Y. A model for mineral dust emission[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2001, 106: 20239–20254.
- [63] 周秀骥, 徐祥德, 颜鹏, 等. 2000年春季沙尘暴动力学特征[J]. 中国科学(D辑: 地球科学), 2002(4): 327–334.
- [64] 周自江. 近45年中国扬沙和沙尘暴天气[J]. 第四纪研究, 2001, 21(1): 9–17.
- [65] 邵亚平. 沙尘天气的数值预报[J]. 气候与环境研究, 2004, 9(1): 127–138.
- [66] 朱好, 张宏升. 沙尘天气过程临界起沙因子的研究进展[J]. 地球科学进展, 2011, 26(1): 30–38.
- [67] Han Z, Ueda H, Matsuda K, et al. Model study on particle size segregation and deposition during Asian dust events in March 2002[J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2004, 109: 1100–1117.
- [68] Shao Y. Simplification of a dust emission scheme and comparison with data[J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2004, 109: 1224–1236.
- [69] 张小曳, 龚山陵. 中国的人为沙漠化因素对亚洲沙尘暴的贡献[J]. 气候变化研究进展, 2005, 1(4): 147–150.
- [70] Che H, Qi B, Zhao H, et al. Aerosol optical properties and direct radiative forcing based on measurements from the China Aerosol Remote Sensing Network (CARSNET) in eastern China[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2018, 18: 405–425.
- [71] Yang X, Yang F, Zhou C, et al. Improved parameterization for effect of soil moisture on threshold friction velocity for saltation activity based on observations in the Taklimakan Desert[J]. Geoderma, 2020, 369: 114322.
- [72] Yang X, Wang M, He Q, et al. Estimation of sampling efficiency of the Big Spring Number Eight (BSNE) sampler at different heights based on sand particle size in the Taklimakan Desert[J]. Geomorphology, 2018, 322: 89–96.
- [73] 张宏升, 朱好, 彭艳, 等. 沙尘天气过程沙地下垫面沙尘通量的获取与分析研究[J]. 气象学报, 2007, 65(5): 744–752.
- [74] 李晓岚, 张宏升. 我国沙尘天气微气象学和湍流输送特征研究进展[J]. 干旱气象, 2010, 28(3): 256–264.
- [75] 李晓岚, 张宏升. 内蒙古科尔沁沙地临界起沙阈值的范围确定[J]. 气象学报, 2016, 74(1): 76–88.

- [76] 张强,王胜.论特强沙尘暴(黑风)的物理特征及其气候效应[J].中国沙漠,2005,25(5):675-681.
- [77] 赵建华,张强,袁铁,等.沙粒启动机制的理论分析[J].中国沙漠,2005,25(6):61-70.
- [78] 赵建华,张强.沙尘大气物理约束方程研究[J].物理学报,2010,59(12):8954-8967.
- [79] 曾庆存,程雪玲,胡非.大气边界层非常定下沉急流和阵风的起沙机理[J].气候与环境研究,2007,12(3):244-250.
- [80] 段佳鹏.尘卷风热力学效率初探及其对沙尘气溶胶的贡献[D].南京:南京信息工程大学,2013.
- [81] Nickovic S, Kallos G, Papadopoulos A, et al. A model for prediction of desert dust cycle in the atmosphere [J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2001, 106: 18113-18129.
- [82] Werner M, Tegen I, Harrison S, et al. Seasonal and interannual variability of the mineral dust cycle under present and glacial climate conditions [J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2002, 107: 4744.
- [83] Miller R, Tegen I, Perlwitz J. Surface radiative forcing by soil dust aerosols and the hydrologic cycle [J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2004, 109: 2224.
- [84] Zender C, Bian H, Newman D. Mineral Dust Entrainment and Deposition (DEAD) model: description and 1990s dust climatology [J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2003, 108: 4416.
- [85] Tanaka T, Chiba M. A numerical study of the contributions of dust source regions to the global dust budget [J]. Global and Planetary Change, 2006, 52(1): 88-104.
- [86] Zhang X, Gong S, Arimoto R, et al. Characterization and temporal variation of Asian dust aerosol from a site in the northern Chinese deserts [J]. Journal of Atmosphere Chemistry, 2003, 44: 241-257.
- [87] Liu M, Westphal D, Wang S, et al. A high-resolution numerical study of the Asian dust storms of April 2001 [J]. Journal of Geophysical Research-Atmosphere, 2003, 108: 23.
- [88] 陈伟民,王强.中尺度业务数值预报试验模式系统原理和应用(三)模式初始化和预报结果后处理[J].甘肃气象,1995(3):12-16.
- [89] 刘春涛,程麟生.黑风暴的沙尘形成与输送参数化及中尺度数值试验[J].气象学报,1997,55(6):87-100.
- [90] 黄美元,王自发.东亚地区黄沙长距离输送模式设计[J].大气科学,1998,22(4):243-255.
- [91] 曾庆存,董超华,彭公炳,等.沙尘暴监测、预报和预警综合系统及其应用[J].中国科技奖励,2008(6):25-27.
- [92] 王宏,龚山陵,张红亮,等.新一代沙尘天气预报系统 GRAPES_CUACE/Dust:模式建立、检验和数值模拟[J].科学通报,2009,54(24):3878-3891.
- [93] 王自发,谢付莹,王喜全,等.嵌套网格空气质量预报模式系统的发展与应用[J].大气科学,2006,30(5):778-790.
- [94] 蒋维东,鲍艳松,冯沁,等.基于 WRF-Chem 的 AOD 预报在一次沙尘天气中的研究[J].科学技术与工程,2015,15(22):99-104.
- [95] Grell G, Peckham S, Schmitz R, et al. Fully coupled "online" chemistry within the WRF model [J]. Atmospheric Environment, 2005, 39(37): 6957-6975.
- [96] Kaimian F, Li Q, Wu C, et al. Evaluation of different machine learning approaches to forecasting PM_{2.5} mass concentrations [J]. Aerosol and Air Quality Research, 2019, 19: 1400-1410.
- [97] Lu Z, Zhang Q, Zhao Z. SVM in the sand-dust storm forecasting [C]//2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2006: 3677-3681.
- [98] Xie Y, Liu Y, Fu Q. Imbalanced data sets classification based on SVM for sand-dust storm warning [J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2015, 2: 1-8.
- [99] Zhang Z, Ma C, Xu J, et al. A novel combinational forecasting model of dust storms based on rare classes classification algorithm [C]//Geo-Informatics in Resource Management and Sustainable Ecosystem, 2015: 520-537.
- [100] 张振华,徐瑾辉,李龙欣,等.基于 SMOTE 算法与决策树的沙尘暴短期预警研究[J].徐州工程学院学报(自然科学版),2015,30(3):40-46.
- [101] Kaboodvandpour S, Amanollahi J, Qhavami S, et al. Assessing the accuracy of multiple regressions, ANFIS, and ANN models in predicting dust storm occurrences in Sanandaj, Iran [J]. Natural Hazards, 2015, 78: 879-893.
- [102] Ebrahimi-Khusfi Z, Taghizadeh-mehrjardi R, Mirakbari M. Evaluation of machine learning models for predicting the temporal variations of dust storm index in arid regions of Iran [J]. Atmospheric Pollution Research, 2021, 12(1): 134-147.
- [103] Murayziq T, Kapetanakis S, Petridis M. Intelligent signal processing for dust storm prediction using ensemble case-based reasoning [C/OL]//2017 IEEE 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2017: 1267-1271.
- [104] Li T, Ren Q, Qiu Y. Application of improved Naive Bayesian-CNN Classification Algorithm in sandstorm prediction in Inner Mongolia [J]. Advances in Meteorology, 2019, 2019: 1-13.
- [105] Ebrahimi-khusfi Z, Taghizadeh-mehrjardi R, Nafarzadegan A. Accuracy, uncertainty, and interpretability assessments of ANFIS models to predict dust concentration in semi-arid regions [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2021, 28(6): 6796-6810.
- [106] Wen C, Liu S, Yao X, et al. A novel spatiotemporal convolutional long short-term neural network for air pollution prediction [J]. Science of the Total Environment, 2019, 654: 1091-1099.
- [107] Becerra-rico J, Aceves-fernandez M, Esquivel-escalante K, et al. Airborne particle pollution predictive model using Gated Recurrent Unit (GRU) deep neural networks [J]. Earth Science Informatics, 2020, 13(3): 821-834.
- [108] Bi J, Knowland K, Keller C, et al. Combining machine learning and numerical simulation for high-resolution PM_{2.5} concentration forecast [J]. Environmental Science & Technology, 2022, 56(3): 1544-1556.
- [109] Ke H, Gong S, He J, et al. A hybrid XGBoost-SMOTE model

- for optimization of operational air quality numerical model forecasts [J]. *Frontiers in Environmental Science*, 2022, 10: 1007530.
- [110] Peng J, Han H, Yi Y, et al. Machine learning and deep learning modeling and simulation for predicting $PM_{2.5}$ concentrations [J]. *Chemosphere*, 2022, 308: 136353.
- [111] Zhang K, Yang X, Cao H, et al. Multi-step forecast of $PM_{2.5}$ and PM_{10} concentrations using convolutional neural network integrated with spatial-temporal attention and residual learning [J]. *Environment International*, 2023, 171: 107691.
- [112] Chae S, Shin J, Kwon S, et al. PM_{10} and $PM_{2.5}$ real-time prediction models using an interpolated convolutional neural network [J]. *Scientific Reports*, 2021, 11: 11952.
- [113] Qi Y, Li Q, Karimian H, et al. A hybrid model for spatiotemporal forecasting of $PM_{2.5}$ based on graph convolutional neural network and long short-term memory [J]. *Science of The Total Environment*, 2019, 664: 1–10.
- [114] Du S, Li T, Yang Y, et al. Deep air quality forecasting using hybrid deep learning framework [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2018, 33: 2412–2424.
- [115] Zhang K, The J, Xie G, et al. Multi-step ahead forecasting of regional air quality using spatial-temporal deep neural networks: a case study of Huaihai Economic Zone [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 277: 123231.
- [116] Wang D, Wei S, Luo H, et al. A novel hybrid model for air quality index forecasting based on two-phase decomposition technique and modified extreme learning machine [J]. *Science of The Total Environment*, 2017, 580: 719–733.
- [117] Liu H, Duan Z, Chen C. A hybrid multi-resolution multi-objective ensemble model and its application for forecasting of daily $PM_{2.5}$ concentrations [J]. *Information Sciences*, 2020, 516: 266–292.
- [118] Huang G, Li X, Zhang B, et al. $PM_{2.5}$ concentration forecasting at surface monitoring sites using GRU neural network based on empirical mode decomposition [J]. *Science of The Total Environment*, 2021, 768: 144516.
- [119] Zhang G, Liu H, Yu C, et al. A new $PM_{2.5}$ forecasting model based on data preprocessing, reinforcement learning and gated recurrent unit network [J]. *Atmospheric Pollution Research*, 2022, 13(7): 101475.
- [120] Zaini N, Ean L, Ahmed A, et al. $PM_{2.5}$ forecasting for an urban area based on deep learning and decomposition method [J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 17565.
- [121] Ma J, Ding Y, Gan V, et al. Spatiotemporal prediction of $PM_{2.5}$ concentrations at different time granularities using IDW-BLSTM [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 107897–107907.

Review on identification and forecasting of dusty weather

Chen Siyu^{abc}, Du Shikang^{cab}, Bi Hongru^{ab}, Zhao Dan^{ab}, Zhang Yue^{ab},

Chen Yu^{ab}, Lou Gaotong^{ab}, Chen Junyan^{ab}

(a. College of Atmospheric Science / b. Ministry of Education Key Laboratory for Semi-Arid Climate Change / c. College of Earth and Environmental Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: Dusty weather is an extreme weather phenomenon that occurs frequently in the northern China. It leads to a turbidity of the air and a sharp decline in visibility, causing adverse effects on various aspects of human society. Dust aerosols transported into the atmosphere by strong winds also have a significant impact on weather and climate by modulating atmospheric radiation budget and cloud microphysics. Accurate identification and forecasting of dusty weather are of great significance in ecological protection and climate change mitigation. This paper provides a comprehensive review of recent research on methods for identifying and forecasting dust events. Important methods are described in detail, and their advantages and disadvantages are analyzed and compared. Finally, this paper summarizes the research achievements related to the identification and forecasting of dusty weather and proposes valuable future research directions.

Key words: dusty weather; identification of dusty weather; forecasting of dusty weather; numerical simulation; machine learning