

# 致敏花粉监测预测技术研究进展

尤焕苓<sup>1</sup> 叶彩华<sup>1</sup> 姜江<sup>1</sup> 赵倩<sup>2</sup> 齐晨<sup>1</sup>

(1 北京市气象服务中心, 北京 100089; 2 北京市顺义区气象局, 北京 101316)

**摘要:** 准确地监测预测致敏花粉浓度是预防花粉过敏症的基础, 也是开展气象服务的重要内容。在气候变化和城市化背景下, 花粉过敏有加重趋势, 迫切需要提供准确、快速的致敏花粉监测预测产品, 以提高敏感人群对过敏风险的防御能力。结合分析致敏花粉采集技术、监测预测方法的现状和发展趋势, 比较各种方法的特点, 探讨致敏花粉监测预测技术发展方向, 为我国发展致敏花粉监测预测业务提供参考。

**关键词:** 致敏花粉, 观测, 预测, 技术

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1973.2024.01.002

## Research Progress of Allergenic Pollen Monitoring and Forecasting Techniques

You Huanling<sup>1</sup>, Ye Caihua<sup>1</sup>, Jiang Jiang<sup>1</sup>, Zhao Qian<sup>2</sup>, Qi Chen<sup>1</sup>

(1 Beijing Meteorological Service Center, Beijing 100089; 2 Shunyi District Meteorological Service, Beijing 101316)

**Abstract:** Accurate monitoring and forecasting of allergenic pollen concentration is not only the basis for the prevention of pollen allergy but also an important part of meteorological services. In the context of climate change and urbanization, there is an increasing trend of pollen allergy, leading to an urgent need for accurate and timely allergenic pollen monitoring and forecasting products to improve the defensive capability of sensitive people against allergy risks. Allergenic pollen collection techniques as well as the current status and the future development trend of the monitoring and forecasting methods for allergenic pollen are analyzed, together with the comparison of the characteristics of various methods. And then we discuss the future development direction of the monitoring and forecasting techniques so as to provide reference for the development of allergenic pollen monitoring and forecasting operation in China.

**Keywords:** allergenic pollen, monitoring, forecasting, techniques

### 0 引言

花粉过敏是因花粉接触到人体粘膜引起的过敏反应, 是最常见的过敏性反应<sup>[1]</sup>。研究表明, 超过150种花粉蛋白会引起过敏反应<sup>[2]</sup>。多数情况下, 过敏性鼻炎或花粉热患者在接触花粉后可加剧疾病, 形成哮喘等<sup>[3]</sup>。根据世界过敏组织(WAO)报告, 花粉过敏人群比例大约在10%~40%<sup>[4]</sup>。近几十年, 花粉过敏疾病发病率显著增加, 对致敏花粉监测预测的研究也日益增多<sup>[5]</sup>。

WAO警告说, 气候变化将导致植物延长生长季, 更早地开花和授粉, 从而增加敏感人群的自然花粉暴露时间, 增加过敏症状的严重程度, 致敏花粉将影响到全球大部分人口的健康<sup>[6]</sup>。随着我国生态环境改善, 城市化快速发展, 人们接触花粉的机会更多, 花粉过

敏人群有增多和病症加重的可能<sup>[7]</sup>。加强对致敏花粉浓度的监测、种类的识别, 研究致敏花粉的季节变化规律, 及时准确地做出预测, 对于更好地预防、诊断和治疗花粉过敏相关的健康问题以及降低医疗成本至关重要。本文梳理了国内外致敏花粉的观测预测技术, 分析相关技术的特点, 为我国开展致敏花粉监测预测相关业务提供参考。

### 1 致敏花粉监测技术

致敏花粉颗粒通常直径在10~100 μm, 由于惯性大、沉降率高以及容易粘在观测设备的侧壁上而不易捕获。致敏花粉浓度变化非常大, 从每立方米几个颗粒到几千个颗粒不等, 需要通过大量采样确保观测结果的代表性<sup>[8]</sup>。此外, 不同人群对花粉过敏原过敏程度不同, 过敏症状也不相同, 花粉颗粒种类的识别对于精准预防和治疗花粉过敏症有重要意义。

我国目前普遍采用重力沉降法收集花粉, 操作人员通过显微镜对花粉目视识别和计数, 花粉观测站点相对较少。重力沉降观测法需要耗费大量人力和时间,

收稿日期: 2022年11月28日; 修回日期: 2023年7月1日  
第一作者: 尤焕苓(1973—), Email: you\_hl@sina.cn  
通信作者: 叶彩华(1968—), Email: ych6810102@126.com  
资助信息: 北京市科技计划课题(z191100009119013)

同时由于操作员技能水平不同,会导致花粉观测出现较大的识别和计数差异<sup>[9-10]</sup>。近年来,国际上花粉自动观测设备不断涌现,主要发达国家相继建立了致敏花粉观测网络,能够较快进行花粉观测<sup>[10]</sup>。

### 1.1 致敏花粉的采集

致敏花粉可通过被动式和主动式两种方式采集(表1)。被动式采集利用重力沉降原理,使致敏花粉通过重力作用沉积在采样装置上,然后通过操作员显微镜目视观测,统计得到花粉数量和种类。1873年,Blackely<sup>[11]</sup>设计了撞击花粉捕捉器,捕捉器中载玻片垂直放置,风向标使载玻片粘性表面迎风定向,对来风方向的花粉进行采集,每隔24 h更换1次载玻片,

通过人工镜检统计载玻片上附着的花粉数量和类型。1955年,Scamoni<sup>[12]</sup>使用涂有甘油-明胶的载玻片收集花粉,载玻片安装在距地面1.6 m高处,载玻片始终暴露在迎风方向。1936年,Giesecke等<sup>[13]</sup>使用底部带有甘油的低边玻璃杯对花粉进行采集,观测瑞士达沃斯山谷的花粉沉积。1946年,Durham<sup>[14]</sup>提出了重力采集方法,通过覆盖一层粘附物质的水平固定的载玻片,粘附由于重力作用沉降的花粉。重力采集方法成为花粉监测科研业务中较常使用的方法,可每天或每周收集花粉样本,我国目前多采用该方法采集观测花粉浓度。被动式采集观测得到的花粉浓度单位通常为每1000 mm<sup>2</sup>面积的花粉颗粒数。

表1 致敏花粉被动式采集与主动式采集方法的比较

Table 1 Comparison of passive and active collection methods for allergenic pollen

观测原理	代表性仪器或方法	优点	缺点
被动式采集观测	Durham重力沉降法	成本低、不受天气影响,可广泛布点;国内普遍使用,普通显微镜可计数,具有较长的历史数据	人工每日采集,采集工作需人工操作;监测结果为面积浓度,缺乏同国际通用的体积浓度的可比性
主动式采集观测	Burkard花粉采集器 Rotorod花粉采集器	自动化采集,国际通用,结果为体积花粉浓度	进口价格较贵,国内未生产,国内仅研究中使用

主动式采集利用机械、物理或电力装置主动收集空气中的花粉。1952年,Hirst<sup>[15]</sup>提出了体积采样器的设计方案,Burkard Manufacturing公司根据Hirst提出的设计原理生产了采样器。该设备可将外部空气吸入设备,空气通过狭窄的孔口加速流动到固定在匀速缓慢转动的圆筒上的粘性胶带上,花粉可吸附到胶带上。粘性胶带通常每周更换一次。操作员使用光学显微镜或电子显微镜对条带上的花粉进行计数与识别,通过单位面积粘附的颗粒数和流入空气的体积计算花粉的浓度。这种采样器是欧洲空气孢粉学中常用的采样器,能够对花粉进行长达7 d的连续采样。1999年,Frenz等<sup>[16]</sup>设计了一个旋转杆收集器(Rotorod花粉采集器),通过以恒定的旋转速度将固定在等长转轴两端上的2个采样基条对空气进行间歇的相对运动,利用惯性撞击原理,使采样基条粘附空气中的花粉,通过操作员镜检对采样基条上的花粉计数。这种采集方法在北美广泛使用,目前我国仅在部分研究工作中使用,业务服务领域还使用较少。

### 1.2 致敏花粉的计数与识别

致敏花粉的计数和识别可采用人工镜检方式和计算机方式进行。通常情况下,主动式和被动式采集设备得到的花粉均由人工镜检计数识别。花粉粒总数可通过人眼在显微镜下目视计数确定。花粉种类可通过放大100~400倍的花粉颗粒形态(外壁、内壁、细胞质等)由操作员来判断。显微镜下花粉的目视计数识别要求操作员具有花粉形态学相关的知识和实际经

验,其计数分类耗时耗力,计数和识别准确性易受操作员精神状态和主观影响,计数和分类准确性较低<sup>[17]</sup>。花粉观测中采集、染色、镜检计数和计算浓度等步骤均需通过人工完成,准确率受多种因素制约,同时收集花粉的载体中往往存在非常多的花粉粒以及污染物,也为人工计数和识别增加了难度<sup>[9]</sup>。人工计数具有方便实施的优势,但花粉识别的人为主观因素导致观测结果误差较大,识别精度易受人为主观经验的影响。

由于花粉颗粒具有如形态、质地、形状等内在的一些数字化图像特性,可利用计算机视觉和模式识别技术对花粉颗粒进行分类和识别<sup>[18-19]</sup>。Rodriguez-Damian等<sup>[20]</sup>收集了100张不同的荨麻花粉图片,采用标准霍夫变换方法对花粉颗粒图像进行锐化,再将图像转化为二值图像对花粉颗粒检测计数。Oteros等<sup>[21]</sup>对蜜蜂花粉标本进行研究,用阈值化方法对灰度图像进行二值化处理,通过孔填充法填充部分花粉内部的孔,对花粉进行计数识别。王勋银<sup>[22]</sup>建立了植物花粉图像自动识别系统,基于视觉原理,分析和提取花粉的形态特征、内部结构特征和纹理特征,用灰度共生矩阵和傅立叶变换描述花粉的纹理信息,基于最小冗余性和最大互补性,提高系统的识别率。赵贤国<sup>[23]</sup>研究了花粉图像的分类与识别特征提取算法,通过提高花粉图像特征向量的鲁棒性,提高对花粉的识别率与分类精度。Travieso等<sup>[24]</sup>基于隐马尔科夫模型的轮廓特征提取方法对花粉分类,可很大程度减少图像特征

向量的维度，提高分类速度。Xie等<sup>[25]</sup>提出基于高斯尺度的空间粗糙度特征提取方法，将花粉图像利用高斯金字塔算法分割成不同尺度的空间子图像，在不同尺度空间上对花粉图像进行粗糙度直方图统计特征提取，用于提高花粉的识别率。

近年来，基于深度学习的特征提取方法在花粉识别领域取得了良好的效果<sup>[26]</sup>。Daood等<sup>[27]</sup>使用卷积神经网络对花粉样本进行训练，建立了一种可识别30种花粉颗粒的方法。Kubera等<sup>[28]</sup>通过构建深度卷积神经网络模型给花粉分类，发现即使简单的深度学习模型也能对花粉类别进行有效分类，深度学习模型识别具有相似结构的三种花粉粒（桦木、桤木和榛树）能够达到97.88%的准确率。Olsson等<sup>[29]</sup>利用卷积神经

元网络模型对17科83类植物的花粉进行样本训练，对83类花粉分类准确率达到98%。Gallardo-Caballero等<sup>[30]</sup>利用卷积神经网络对花粉进行检测，使用251个训练样本建立模型，135个检验样本评估模型，结果能达到99.75%的准确率。计算机方法计数和识别花粉需要有较为清晰的花粉图像，特别是分类识别对花粉图像的清晰度要求更高，对于实验室少量或单粒的花粉颗粒识别较容易实现。而自然环境下观测花粉量变化大、种类复杂且杂质混杂，生成清晰的图像和花粉识别的难度均大幅度增加，限制了自然环境下花粉自动识别技术的发展。表2给出了致敏花粉人工镜检与计算机计数分类的优缺点。

表2 致敏花粉人工镜检计数分类与计算机计数分类的比较  
Table 2 Comparison of manual microscopic and computer examinations for allergenic pollen

观测方法	优点	缺点
人工镜检计数分类	成本较低，只需有一定经验的操作员和显微镜；国内研究和业务普遍使用，准确的人工观测数据可用于计算机计数识别的校验	耗时耗力，观测结果受操作员技术水平和主观性影响较大，观测结果重复性不好
计算机计数分类	显微镜或扫描仪生成图像，由计算机计数分类识别系统对图像计数识别，速度快，效率高，电子影像易存储，观测结果重复性较好；可推广应用，较大程度解放人力资源成本	需要大量的花粉样本图像数据建立模型，模型的好坏影响计数识别的精度；目前国内尚无业务应用较为成熟的系统，系统的有效性和精度在不同地域对于不同种类的花粉计数识别不一致

### 1.3 花粉的自动观测

近年来，国际上已出现一些商业化的花粉自动观测设备。Oteros等<sup>[31]</sup>使用图像识别技术研制了花粉自动观测设备BAA500。该设备集成了自动气溶胶采样、精密机械传动控制、数码相机、高倍光学分析、复杂图形识别、植物科目鉴定、新物种软件训练、数据归档存储、实时数据在线显示等诸多功能。德国巴伐利亚州花粉观测网络在27个花粉监测点配备了这种设备，可发布3 h前观测的花粉浓度信息<sup>[32]</sup>。Crouzy等<sup>[33]</sup>研发了空气流式细胞仪Plair PA-300，可用于区分不同种类的花粉，也可为用户提供原始观测的光学数据，为校准设备识别各种花粉颗粒进行深入研究提供基础，同时也可使用已有的校准库开发感兴趣粒子的自定义算法。Kawashima等<sup>[34]</sup>研发了一种使用激光光学仪器自动观测花粉的方法。该方法实时记录每个粒子对激光的侧向和前向散射信息，经计算机处理得到花粉信息。该设备花粉计数与Hirst型（Burkard）采样器

的计数结果具有较好的相关性。Miki等<sup>[35]</sup>介绍了日本生产的KH-3000型花粉全自动监测仪。该设备利用半导体材料的散射激光光束、粒子计数器来检测花粉的数量和浓度，并实现数据实时输出。日本陆续在120个地区设置了2万余台该设备，并公布实时观测的花粉浓度。这些自动观测设备价格从几万欧元到几十万欧元不等，它们的观测原理和能力也有较大差异，因各地花粉种类和浓度差异较大，并非所有设备都能够表现出识别不同花粉类群的能力。

### 1.4 国内的花粉观测

致敏花粉的观测分为人工观测与自动观测（表3）。国内北京、上海、南京等多个省市花粉监测服务业务基本以重力沉降法进行花粉采集为主，然后通过人工镜检方式进行读数和分类统计<sup>[10]</sup>。2000年前后，北京同仁医院引进日本花粉自动观测设备，在北京测试使用，结果由于空气颗粒物环境等差异，本地化应用效果不能满足研究和服务需求，两年后逐渐废弃。近两

表3 致敏花粉人工观测与自动观测设备的比较  
Table 3 Comparison of manual and automatic observation methods for allergenic pollen

观测方法	代表性仪器或方法	优点	缺点
人工观测	显微镜、电镜下人工计数和识别	国内研究和业务普遍使用，在研究领域人工观测精度要求较高，可用于校验自动观测设备数据	耗时耗力，需额外采集，采集后需经过多种处理才可用于镜检，观测结果受操作员技术水平和主观性影响较大，观测结果较难重复
自动观测	日本大和公司的KH-3000型；德国HelmutHund公司的BAA500型；瑞士Plair公司的PA-300型	全自动仪器设备，自动化采集、计数及识别，观测得出结果快，重复性好	价格较贵，各种仪器原理不同；因国内环境气象条件和植被情况与发达国家有差异，在国内的适应性需要评估；进口设备维护保养成本高；国内有自动观测仪器正在研发测试中

年,我国个别科研机构引进了国外基于光学原理的花粉自动监测仪器,本地化应用效果仍在试用检验中。面对不断增加的花粉监测预测服务需求,花粉自动观测识别是未来的发展趋势。目前,自动化观测设备国内有公司刚刚进入研发测试阶段,效果不确定。进口设备价格昂贵,难以大范围推广布网,自动化观测设备的本地化试用效果还需要持续跟进检验。

## 2 花粉浓度预测

花粉浓度预测是将气象学、空气生物学、数学、工程学、物理学和信息学等结合起来,以模拟和预测花粉的排放扩散等复杂现象。天气条件可通过影响植物的开花、花粉的释放、传输和沉降等过程,对花粉排放和扩散发挥重要作用,是预测花粉过敏风险的关键变量<sup>[36-38]</sup>。

### 2.1 回归分析预测方法

应用常规的统计方法预测花粉浓度是较为简单和常用的方法,可分为基于花粉观测数据的模型、基于物候的模型和其他模型。根据应用时段,花粉浓度预测可以是短期的、季节性的或长期的<sup>[39-41]</sup>。花粉的短期预测是在主要花粉季节进行的,此时气象条件如降水、风速风向作为重要变量会导致花粉浓度的每日变化。季节性预测可预测花粉季节的开始日期、严重程度和峰值水平。长期预测可分析由于地理环境变化或气候变化导致的季节性花粉浓度的变化趋势,需要长期的花粉观测记录<sup>[41]</sup>。通常基于花粉观测数据建立的模型主要有线性、非线性回归模型等,主要基于花粉浓度与气象条件等要素的关系建立。物候模型主要基于植物生长期模型对花粉季节(始花期、盛花期和花期结束期)进行预测<sup>[42]</sup>。

国际上最流行和最简单的花粉预测模型是花粉日历预测。它在花粉的季节性规律中找到花粉浓度平均变化趋势,将一年中不同花粉类型的花粉浓度用图形描述,概述花粉浓度的大小和持续时间<sup>[43]</sup>。Kubik-Komar等<sup>[44]</sup>采用主成分分析方法对波兰2001—2016年白蜡花粉季节的数据进行研究,采用2001—2015年数据创建预测模型,2016年数据用于验证模型,结果表明:花粉季节开始、结束和持续时间、季节高峰日期和年度花粉总量预测结果与实际数据的拟合度在62%~94%。García-Mozo等<sup>[45]</sup>分析了橄榄花粉开始季节、高峰日期、花粉结束季节和花粉季节持续时间等,发现线性回归、基于加权回归平滑算法和自回归积分滑动平均算法的季节性趋势模型均能较好地模拟花粉浓度的变化。Stach等<sup>[46]</sup>用回归分析模型对波兰禾本科花粉进行预测,预测花粉分别在1~4 d的范围内

达到了61%的准确率,分析表明前几周或几个月的天气对于花粉起始期预测非常重要。Escabias等<sup>[47]</sup>利用逻辑回归模型研究了橄榄花粉和气象数据间的关系,预测高浓度花粉发生的概率,结果表明逻辑模型具有良好性能。Silva-Palacios等<sup>[48]</sup>建立了花粉日浓度短期预测模型,模型采用前10 d的花粉平均浓度变化趋势,根据气温和降水预测花粉浓度,表现出较为稳定的预测效果。

### 2.2 机器学习预测方法

机器学习模型经过优化,可以在不做假设的情况下拟合数据,非常适合预测复杂的非线性系统<sup>[49]</sup>。Sánchez-Mesa等<sup>[50]</sup>通过使用气象数据和前几天的花粉浓度作为自变量,预测每天禾本科花粉浓度,采用线性回归模型和协同进化神经网络模型对花粉浓度进行预测和验证,结果表明神经网络方法比线性回归方法具有更好的预测效果。Rodríguez-Rajo等<sup>[51]</sup>基于多层感知器神经网络计算模型对欧洲南部禾本科花粉浓度进行预测,预测结果与实际花粉浓度间存在良好的相关性,相关系数高达0.9696。Sánchez等<sup>[52]</sup>应用神经网络模糊模型预测橄榄花粉浓度,结果相较于经典统计方法具有明显的优势。Ranzi等<sup>[42]</sup>采用神经网络模型预测花粉浓度,输入变量为每日花粉和温度(最大值、最小值和平均值)、降水量等气象因子,该模型可用来预测次日花粉浓度。

Navares等<sup>[53]</sup>通过机器学习模型和变量特征选择方法,对车前草花粉浓度进行预测,结果表明该方法可有效预测花粉浓度。Lops等<sup>[54]</sup>利用多个气象数据集、卫星数据和反映花粉通量的处理数据作为深度卷积神经网络模型的输入数据训练模型,预测2016年全年提前1~7 d的花粉浓度,取得了令人满意的预测结果。Zewdie等<sup>[55]</sup>基于深度学习和集成学习的机器学习方法,采用欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的天气和陆地表面再分析气象数据、24 a的每日花粉浓度数据作为训练数据,建立机器学习预测模型,在深度神经网络、随机森林、极端梯度增强和贝叶斯岭等模型检验中,预测与实际的花粉浓度的相关系数分别为0.82、0.81、0.81和0.75,表明机器学习可有效预测花粉浓度。以上结果表明,与传统的建模方法相比,机器学习方法具有预测多天花粉浓度的能力和良好的效果,预测结果可用于提醒过敏个体在花粉高发期采取适当的预防措施。

### 2.3 基于模式的数值预测方法

天气尺度的大气运动和小尺度的湍流是影响花粉颗粒扩散的两个过程。花粉扩散的数值模拟必须重现

四种复杂的现象：花粉排放通量、平均风传播、大气湍流扩散和干/湿沉降<sup>[56-57]</sup>。一般而言，扩散模型所需的输入是：植被分布图、花粉排放模型、花粉季节变化特征以及气象预测数据<sup>[58]</sup>。描述空气中粒子运动，需要考虑重力、风速和湍流等因素，可以基于欧拉或拉格朗日的平流-扩散方程进行分析。欧拉模式用于花粉预测通常是从现有的中尺度大气污染模式出发，结合气象模式进行预测，大气中的颗粒物可被视为一个连续体，通过求解平流-扩散方程预测网格每个格点的平均大气颗粒物浓度<sup>[59]</sup>。拉格朗日方法将空气中的颗粒视为一个离散的相位，并通过网格的坐标施加变形来模拟它们在连续空间中的单独路径<sup>[60]</sup>。用于花粉预测的拉格朗日模式通常基于“拉格朗日粒子随机行走”方法，计算数千至数百万粒子的分布，可以给出气流的真实模拟<sup>[61]</sup>。

Burki等<sup>[62]</sup>基于气象和豚草花粉数据，用5种不同的神经网络配置训练了6种不同的气象变量组合，得到了30个候选排放参数化模型，并在花粉数值扩散模型COSMO-ART中对其进行测试。与原有模式参数化模型相比，基于人工神经网络的排放参数化方法在COSMO-ART的豚草花粉模拟性能上有了

很大的提高。Robichaud等<sup>[63]</sup>采用区域空气质量模型GEM-MACH对桦树花粉扩散进行模拟，预测的桦树花粉浓度与观测结果较为一致（优于基于花粉日历的预测）。Verstraeten等<sup>[64]</sup>使用土地利用的植被数据作为花粉排放清单，应用化学传输模型SILAM于比利时某区域，结果表明该区域高达33%的花粉是从比利时境内其他区域输送的。Zink等<sup>[65]</sup>针对COSMO-ART研发了花粉排放的参数化模型EMPOL，将植物分布和花期作为输入参数，花粉的释放由温度和相对湿度驱动，通过包括湍流动能驱动、降水沉降、水汽粘附花粉等扩散或沉降模型，模拟瑞士2012年白桦花粉，结果表明EMPOL参数化模型可显著提高模式的预测性能。Werner等<sup>[66]</sup>应用WRF-Chem模型模拟白桦花粉，结果表明，在两个模拟年中，模型的性能存在较大差异。模型高估了平季花粉浓度，低估了旺季花粉浓度。Pauling等<sup>[67]</sup>利用COSMO-ART模拟花粉季节的桦树花粉传输情况，模拟与观测结果非常吻合，模拟的垂直横截面可详细分析花粉传输过程，分析结果表明花粉来源、地形、海拔高度和风的实际情况决定了花粉的分布。表4比较了致敏花粉浓度不同预测方法的优劣势。

表4 致敏花粉不同预测方法的比较  
Table 4 Comparison of different forecasting methods for allergenic pollen

预测方法	优点	缺点
回归分析方法	预测因子简单，建模容易；可用于花粉关键指标的预测，且在时间序列、空间分布的预测中具有可以接受的准确率	通过花粉浓度和气象因子之间的关系建立模型，难以满足高时空分辨率预测产品需求；模型未考虑花粉生成、扩散与传输的物理作用，建立的模型适应性不够，需根据不同地点、不同时段、不同花粉类型等建模
机器学习方法	具有更高准确率；复杂模型的预测精度通常高于简单模型，且最优算法的选取也会随变量的不同而产生差异	所需训练样本数量较大，自变量与因变量之间的关系视作“黑匣子”；对极值的预测受极值样本数量影响，极值预测精度不足；计算时长较长，需通过调整核函数、按比例筛选训练样本、评估自变量贡献度等方法对模型或样本进行优化；预测结果与训练样本量关系较大
数值预报方法	考虑了空气动力学因素和气象因素，具有较好的物理意义，可得到高时空分辨率的预测产品	因受气象要素预测影响和同化进入模式的花粉浓度数据量限制，预测精度受影响较大

## 2.4 国内花粉预测服务

我国花粉浓度预测于20世纪90年代末起步。吴振玲等<sup>[68]</sup>曾做过天津气象要素与花粉浓度的相关性分析，并以温度作为主要气象因子建立了逐日花粉浓度预测方程。张德山等<sup>[69]</sup>应用正交筛选多元回归方法建立预测方程，开展北京地区的花粉浓度预测。张姝丽等<sup>[70]</sup>利用统计方法建立了北京地区不同天气型条件下日致敏花粉总数的短期预测模型。赵文芳等<sup>[71]</sup>提出了一种基于粒子群优化算法和支持向量机的花粉浓度预测模型，综合考虑多种气象要素，有效提高了北京地区未来24 h的花粉浓度预测精度，但预测模型没有考虑北京地区地形等因素的影响。近年来，北京、天津、内蒙古等市（自治区）每年开展花粉浓度预测服务，预测以统计分析方法为主，神经网络、机器学习

等方法也逐渐应用到预测服务中。北京地区除了花粉季对未来3 d的花粉浓度进行预测外，还开展了不同种类致敏花粉始期、高峰期和结束期预测服务，受到公众关注和好评。

## 3 讨论

对我国而言，在气候变化与城市化快速发展的背景下，植物的物候期和生物多样性均会发生变化，花粉种类、浓度以及分布规律也会随之变化，需要研究的工作还有很多。

1) 加强植被分布情况的调查。植被组成和变化对于监测花粉数量和种类以及分析花粉的变化规律、花粉的预测具有关键作用。可通过高时空分辨率遥感图像分类识别、物候监测并结合地面调查等方式对当地植被分布及变化规律进行及时监测。

2) 加强致敏花粉观测设备及业务组网观测研究。目前, 国内花粉观测仍以人工观测为主, 花粉自动采集、花粉计数识别、花粉自动观测设备等方面均亟待加强研究开发。同时, 目前国内花粉观测站点少, 且以24 h累计花粉沉降量观测为主, 致敏花粉区域差异性大, 时空精细化研究明显不足, 迫切需要加密花粉观测站点建设, 分时段读取观测数据, 区域数据实时共享, 形成花粉观测的高时空分辨率数据网, 提供给医疗部门、公众进行花粉过敏防御, 并为致敏花粉预测提供及时可靠的建模和验证数据。

3) 加强花粉传播规律研究。通过花粉垂直观测、植株不同距离花粉观测等实验, 结合气象条件研究花粉传播和随气流输送机理, 建立花粉传播的微物理过程。

4) 深入开展致敏花粉预测方法研究。深入研究致敏花粉与气象因子及城市局地气候之间的关系, 定量分析气象因子对花粉爆发波动的影响程度, 加强机器学习、数值预报等方法在致敏花粉预测中的应用。

#### 参考文献

- [1] 施锐, 朱瑞卿. 花粉过敏症[M]. 北京: 中国科学技术出版社, 2009.
- [2] Xie Z J, Guan K, Yin J. Advances in the clinical and mechanism research of pollen induced seasonal allergic asthma[J]. American Journal of Clinical and Experimental Immunology, 2019, 8(1): 1-8.
- [3] Erbas B, Jazayeri M, Lambert K A, et al. Outdoor pollen is a trigger of child and adolescent asthma emergency department presentations: a systematic review and meta-analysis[J]. Allergy, 2018, 73(8): 1632-1641.
- [4] Pawankar R, Canonica G W, Holgate S T, et al. WAO white book on allergy[M]. Milwaukee, WI: World Allergy Organization, 2011.
- [5] Suanno C, Aloisi I, Fernández-González D, et al. Monitoring techniques for pollen allergy risk assessment[J]. Environmental Research, 2021, 197: 111109.
- [6] Buters J T M, Antunes C, Galveias A, et al. Pollen and spore monitoring in the world[J]. Clinical and Translational Allergy, 2018, 8: 10.1186/s13601-018-0197-8.
- [7] 李全生, 江盛学, 李欣泽, 等. 中国气传致敏花粉的季节和地理播散规律[J]. 解放军医学杂志, 2017, 42(11): 951-955.
- [8] 中国气传致敏花粉调查领导小组. 中国气传致敏花粉调查[M]. 北京: 北京出版社, 1991.
- [9] 叶世泰, 张金谈, 乔秉善, 等. 中国气传致敏花粉[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
- [10] 尹焰寅, 刘燕, 党冰, 等. 气传花粉监测数据研究进展[J]. 科技导报, 2022, 40(15): 49-63.
- [11] Blackley C H. Experimental researches on the causes and nature of catarrhus aestivus (hay-fever or hay-asthma)[M]. London: Baillière, Tindall & Cox, 1873.
- [12] Scamoni A. Beobachtungen über den Pollenflug der Waldbäume in Eberswalde[J]. Zeitschrift für Forstgenetik und Forstpflanzenzüchtung, 1955, 4: 113-122.
- [13] Giesecke T, Fontana S, Van Knaap, et al. From early pollen trapping experiments to the Pollen Monitoring Programme[J]. Vegetation History and Archaeobotany, 2010, 19: 247-258.
- [14] Durham O C. The volumetric incidence of atmospheric allergens: IV. A proposed standard method of gravity sampling, counting, and volumetric interpolation of results[J]. Journal of Allergy, 1946, 17(2): 79-86.
- [15] Hirst J M. An automatic volumetric spore trap[J]. Annals of applied Biology, 1952, 39(2): 257-265.
- [16] Frenz D A, Boire A A. Pollen recovery in atmospheric samples collected with the Rotorod Sampler over multiple-day periods such as weekends[J]. Annals of Allergy, Asthma and Immunology, 1999, 83(3): 217-221.
- [17] 欧阳昱晖, 张德山, 赵丽萍, 等. Durham花粉监测与实时自动花粉监测结果相关性分析[J]. 首都医科大学学报, 2012, 33(6): 713-716.
- [18] Tchong D K, Nayak A K, Fowlkes C C, et al. Visual recognition software for binary classification and its application to spruce pollen identification[J]. PloS one, 2016, 11(2): e0148879.
- [19] Xie Y, Xu Z. A Fourier descriptor based on Zernike invariant moments in spherical coordinates for 3D pollen image recognition[C]//2015 8th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics. IEEE, 2015: 453-457.
- [20] Rodriguez-Damian M, Cernadas E, Formella A, et al. Automatic detection and classification of grains of pollen based on shape and texture[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews, 2006, 36(4): 531-542.
- [21] Oteros J, Pusch G, Weichenmeier I, et al. Automatic and online pollen monitoring[J]. International Archives of Allergy and Immunology, 2015, 167(3): 158-166.
- [22] 王励银. 基于多级分类器的植物花粉图像识别[D]. 南京: 南京理工大学, 2000.
- [23] 赵贤国. 基于几何特征的花粉图像识别算法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2018.
- [24] Travieso C M, Briceño J C, Ticay-Rivas J R, et al. Pollen classification based on contour features[C]//15th IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems, Poprad, Slovakia, 2011.
- [25] Xie Y H, Xu Z F, Burkhardt H. Spatial geometric constraints histogram descriptors based on curvature mesh graph for 3D pollen particles recognition[J]. Chinese Physics B, 2014, 23(6): 060701.
- [26] 朱延刚. 基于多特征融合的花粉图像识别算法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2018.
- [27] Daood A, Ribeiro E, Bush M. Pollen grain recognition using deep learning[C]//International Symposium on Visual Computing. Cham: Springer International Publishing, 2016: 321-330.
- [28] Kubera E, Kubik-Komar A, Piotrowska-Weryszko K, et al. Deep learning methods for improving pollen monitoring[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3526.
- [29] Olsson O, Karlsson M, Persson A S, et al. Efficient, automated and robust pollen analysis using deep learning[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2021, 12(5): 850-862.
- [30] Gallardo-Caballero R, García-Orellana C J, García-Manso A, et al. Precise pollen grain detection in bright field microscopy using deep learning techniques[J]. Sensors, 2019, 19(16): 3583.
- [31] Oteros J, Pusch G, Weichenmeier I, et al. Automatic and online pollen monitoring[J]. International Archives of Allergy and Immunology, 2015, 167(3): 158-166.
- [32] Oteros J, Sofiev M, Smith M, et al. Building an automatic pollen monitoring network (ePIN): selection of optimal sites by clustering pollen stations[J]. Science of the Total Environment, 2019, 688: 1263-1274.
- [33] Crouzy B, Stella M, Konzelmann T, et al. All-optical automatic pollen identification: towards an operational system[J]. Atmospheric Environment, 2016, 140: 202-212.
- [34] Kawashima S, Clot B, Fujita T, et al. An algorithm and a device for counting airborne pollen automatically using laser optics[J]. Atmospheric Environment, 2007, 41(36): 7987-7993.
- [35] Miki K, Fujita T, Sahashi N. Development and application of a method to classify airborne pollen taxa concentration using light scattering data[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 22371.
- [36] Levetin E, Van de Water P K. Pollen count forecasting[J]. Immunology and Allergy Clinics, 2003, 23(3): 423-442.
- [37] Lee H R, Kim K R, Choi Y J, et al. Meteorological Impact on Daily Concentration of Pollens in Korea[J]. Korean Journal of Agricultural & Forest Meteorology, 2012, 14(3): 99-107.
- [38] Kim J H, Oh J W, Lee H B, et al. Evaluation of the association of

- vegetation of allergenic plants and pollinosis with meteorological changes[J]. *Allergy, Asthma and Respiratory Disease*, 2014, 2(1): 48-58.
- [39] Suanno C, Aloisi I, Fernández-González D, et al. Pollen forecasting and its relevance in pollen allergen avoidance[J]. *Environmental Research*, 2021, 200: 111150.
- [40] Maya-Manzano J M, Smith M, Markey E, et al. Recent developments in monitoring and modelling airborne pollen, a review[J]. *Grana*, 2021, 60(1): 1-19.
- [41] Vélez-Pereira A M, De Linares C, Belmonte J. Aerobiological modeling I: a review of predictive models[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 795: 148783.
- [42] Ranzi A, Lauriola P, Marletto V, et al. Forecasting airborne pollen concentrations: development of local models[J]. *Aerobiologia*, 2003, 19(1): 39-45.
- [43] Šikoparija B, Marko O, Panić M, et al. How to prepare a pollen calendar for forecasting daily pollen concentrations of *Ambrosia*, *Betula* and *Poaceae*?[J]. *Aerobiologia*, 2018, 34(3): 203-217.
- [44] Kubik-Komar A, Piotrowska-Weryszko K, Weryszko-Chmielewska E, et al. Analysis of *Fraxinus* pollen seasons and forecast models based on meteorological factors[J]. *Annals of Agricultural and Environmental Medicine*, 2018, 25(2): 285-291.
- [45] García-Mozo H, Yaezel L, Oteros J, et al. Statistical approach to the analysis of olive long-term pollen season trends in southern Spain[J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 473: 103-109.
- [46] Stach A, Smith M, Baena J C P, et al. Long-term and short-term forecast models for *Poaceae* (grass) pollen in Poznań, Poland, constructed using regression analysis[J]. *Environmental and Experimental Botany*, 2008, 62(3): 323-332.
- [47] Escabias M, Valderrama M J, Aguilera A M, et al. Stepwise selection of functional covariates in forecasting peak levels of olive pollen[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2013, 27: 367-376.
- [48] Silva-Palacios I, Fernández-Rodríguez S, Durán-Barroso P, et al. Temporal modelling and forecasting of the airborne pollen of *Cupressaceae* on the southwestern Iberian Peninsula[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2016, 60: 297-306.
- [49] Breiman L. Random forests[J]. *Machine learning*, 2001, 45: 5-32.
- [50] Sánchez-Mesa J A, Galán C, Martínez-Heras J A, et al. The use of a neural network to forecast daily grass pollen concentration in a Mediterranean region: the southern part of the Iberian Peninsula[J]. *Clinical & Experimental Allergy*, 2002, 32(11): 1606-1612.
- [51] Rodríguez-Rajo F J, Astray G, Ferreiro-Lage J A, et al. Evaluation of atmospheric *Poaceae* pollen concentration using a neural network applied to a coastal Atlantic climate region[J]. *Neural Networks*, 2010, 23(3): 419-425.
- [52] Sánchez J M B, Lugilde D N, de Linares Fernández C, et al. Forecasting airborne pollen concentration time series with neural and neuro-fuzzy models[J]. *Expert Systems with Applications*, 2007, 32(4): 1218-1225.
- [53] Navares R, Aznarte J L. Forecasting *Plantago* pollen: improving feature selection through random forests, clustering, and Friedman tests[J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2020, 139(8): 163-174.
- [54] Lops Y, Choi Y, Eslami E, et al. Real-time 7-day forecast of pollen counts using a deep convolutional neural network[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 32: 11827-11836.
- [55] Zewdie G K, Lary D J, Levetin E, et al. Applying deep neural networks and ensemble machine learning methods to forecast airborne *Ambrosia* pollen[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2019, 16(11):1-14.
- [56] Helbig N, Vogel B, Vogel H, et al. Numerical modelling of pollen dispersion on the regional scale[J]. *Aerobiologia*, 2004, 20(1): 3-19.
- [57] Chamecki M, Meneveau C, Parlange M B. Large eddy simulation of pollen transport in the atmospheric boundary layer[J]. *Journal of Aerosol Science*, 2009, 40(3): 241-255.
- [58] Sofiev M, Siljamo P, Ranta H, et al. Towards numerical forecasting of long-range air transport of birch pollen: theoretical considerations and a feasibility study[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2006, 50: 392-402.
- [59] Sofiev M, Vira J, Kouznetsov R, et al. Construction of the SILAM Eulerian atmospheric dispersion model based on the advection algorithm of Michael Galperin[J]. *Geoscientific Model Development*, 2015, 8(11): 3497-3522.
- [60] Young D L, Wang Y F, Eldho T I. Solution of the advection-diffusion equation using the Eulerian-Lagrangian boundary element method[J]. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 2000, 24(6): 449-457.
- [61] Zhang Z, Chen Q. Comparison of the Eulerian and Lagrangian methods for predicting particle transport in enclosed spaces[J]. *Atmospheric Environment*, 2007, 41(25): 5236-5248.
- [62] Burki C, Šikoparija B, Thibaudon M, et al. Artificial neural networks can be used for *Ambrosia* pollen emission parameterization in COSMO-ART[J]. *Atmospheric Environment*, 2019, 218: 116969.
- [63] Robichaud A, Comtois P. Numerical modelling of birch pollen dispersion in Canada[J]. *Environmental Research*, 2021, 194: 110554.
- [64] Verstraeten W W, Kouznetsov R, Hoebeke L, et al. Modelling grass pollen levels in Belgium[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 753: 141903.
- [65] Zink K, Pauling A, Rotach M W, et al. EMPOL 1.0: a new parameterization of pollen emission in numerical weather prediction models[J]. *Geoscientific Model Development*, 2013, 6(6): 1961-1975.
- [66] Werner M, Guzikowski J, Kryza M, et al. Extension of WRF-Chem for birch pollen modelling – a case study for Poland[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2021, 65(4): 513-526.
- [67] Pauling A, Clot B, Menzel A, et al. Pollen forecasts in complex topography: two case studies from the Alps using the numerical pollen forecast model COSMO-ART[J]. *Aerobiologia*, 2020, 36(5): 25-30.
- [68] 吴振玲, 宛公展, 白玉荣, 等. 天津气传花粉预测模型研究[J]. *气象科技*, 2007, 35(6): 832-836.
- [69] 张德山, 海玉龙, 冯涛, 等. 北京地区1~4天花粉浓度预报的应用研究[J]. *气象*, 2010, 36(5): 128-132.
- [70] 张姝丽, 张德山, 何海娟, 等. 北京城区8月日花粉总数量和致敏花粉数量短期预报[J]. *气象科技*, 2006, 34(6): 724-727.
- [71] 赵文芳, 王京丽, 尚敏, 等. 基于粒子群优化和支持向量机的花粉浓度预测模型[J]. *计算机应用*, 2019, 39(1): 98-104.

(编辑: 郑秋红)