

DOI: 10.20103/j.stxb.202410082419

吴双双, 沈晓艺, 孙爱芝, 罗晰跃, 杜君星. 不同升温背景下北京市北部柏科花粉浓度的变化趋势. 生态学报, 2025, 45(16): - .  
Wu S S, Shen X Y, Sun A Z, Luo X Y, Du J X. The trends in Cupressaceae pollen concentration with various warming scenarios in northern Beijing, China. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(16): - .

## 不同升温背景下北京市北部柏科花粉浓度的变化趋势

吴双双<sup>1</sup>, 沈晓艺<sup>2</sup>, 孙爱芝<sup>1,3,\*</sup>, 罗晰跃<sup>1</sup>, 杜君星<sup>1</sup>

1 中国科学院大学地球与行星科学学院, 北京 101408

2 中国科学院大学生命科学学院, 北京 101408

3 中国科学院大学北京燕山地球关键带国家野外观测研究站, 北京 100049

**摘要:** 柏科花粉作为诱发某些过敏性疾病的常见过敏原, 预测其在全球变暖背景下的浓度变化能为花粉症患者的科学预防和治疗提供重要帮助。本研究基于北京市北部连续四年(2018—2021年)的逐日柏科花粉浓度数据, 结合气象因子、遥感指数及其它环境因子等多种特征变量构建随机森林模型, 并预测不同升温幅度下柏科花粉浓度的变化趋势。结果表明, (1) 随机森林模型对于柏科花粉浓度的模拟效果较好, 真实值与预测值的  $R^2$  (决定系数) 为 0.79, RMSE (均方根误差) 为 0.73。(2) 柏科植物花粉的数量受温度的长期效应(积温)以及极端温度的影响较大, 表现为在多种特征变量中, 模拟当天花粉浓度前 40、60、80 d 高于 10°C 的积温 (GDD\_40\_10、GDD\_60\_10、GDD\_80\_10) 以及日最高温 ( $T_{max}$ ) 最为重要。(3) 在日平均温度分别升高 0.5、1.0、1.5、2.6°C 情景下, 受到植物生理机制以及环境适应能力的影响, 北京市北部柏科花粉浓度呈现非线性变化, 即表现为先增加后减少再增加的变化趋势。本研究探讨了不同特征变量对北京市北部柏科花粉浓度的影响, 并通过建立随机森林模型对不同升温条件下柏科花粉浓度进行预测, 强调了积温对于柏科花粉浓度的影响, 并发现了未来变暖背景下柏科花粉非线性的变化趋势, 这为花粉症患者进行预防、诊断、治疗提供科学指导并为优化城市绿地建设提供了重要参考。

**关键词:** 柏科花粉; 积温; 随机森林模型; 升温; 北京市北部

## The trends in Cupressaceae pollen concentration with various warming scenarios in northern Beijing, China

WU Shuangshuang<sup>1</sup>, SHEN Xiaoyi<sup>2</sup>, SUN Aizhi<sup>1,3,\*</sup>, LUO Xiyue<sup>1</sup>, DU Junxing<sup>1</sup>

1 College of Earth and Planetary Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China

2 College of Life Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China

3 Beijing Yanshan Earth Critical Zone National Research Station, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** Cupressaceae pollen is a significant allergen responsible for the onset of allergic diseases. Predicting changes in its concentration under global warming can provide essential insights for the scientific prevention and treatment of hay fever. This study focuses on daily Cupressaceae pollen concentration data from northern Beijing over four years (2018—2021) and synthesizes multi-source predictors comprising thermal indices (GDD), extreme temperature events, and vegetation phenology indicators, to develop a Random Forest model for predicting pollen concentration trends under different warming scenarios. The key findings are as follows: (1) The Random Forest model effectively predicts Cupressaceae pollen concentration, achieving an  $R^2$  of 0.79 and a root mean square error (RMSE) of 0.73, indicating a strong fit between observed and predicted values. (2) The pollen concentration of Cupressaceae plants is strongly influenced by long-term temperature effects, particularly growing degree days (GDD), and extreme temperature events. Among the various

**基金项目:** 北京市自然科学基金(8212038); 中央高校基本科研业务费专项(E1E40408)

**收稿日期:** 2024-10-08; **网络出版日期:** 2025-00-00

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: aizhisun@ucas.ac.cn

environmental factors, the most influential variables for predicting daily pollen concentration are thermal accumulation metrics ( $GDD > 10^{\circ}\text{C} \cdot \text{d}$ ) across 40—80 day windows ( $GDD_{40\_10}$ ,  $GDD_{60\_10}$ ,  $GDD_{80\_10}$ ), as well as the daily maximum temperature ( $T_{\text{max}}$ ). (3) Temperature rise scenarios of  $0.5^{\circ}\text{C}$ ,  $1.0^{\circ}\text{C}$ ,  $1.5^{\circ}\text{C}$ , and  $2.6^{\circ}\text{C}$  reveal a nonlinear response in Cupressaceae pollen concentration. Specifically, Cupressaceae concentration initially increases, then decreases, and increases again as the temperature rises. This nonlinear trend is likely influenced by the interplay between plant physiological mechanisms, adaptive responses to environmental changes, and temperature-induced shifts in flowering phenology. This study explores the impact of various environmental variables on Cupressaceae pollen concentration in northern Beijing using a Random Forest model to predict changes under different warming scenarios. It highlights the significant role of growing degree days (GDD) and identifies a nonlinear trend in pollen concentrations with future warming. These findings provide valuable insights for the prevention, diagnosis, and treatment of pollen-related allergies and offer crucial guidance for optimizing urban green space planning.

**Key Words:** Cupressaceae pollen; accumulated temperature; random forest model; warming; northern Beijing

近几十年来,全球人口中约 20—30% 患有过敏性疾病,且患病率急剧上升,这给患者和社会带来显著的经济负担,过敏性疾病已成为当今社会的重大公共卫生问题<sup>[1]</sup>。空气花粉作为诱发过敏性鼻炎、哮喘、荨麻疹等一系列过敏性疾病的重要过敏原,在世界范围内得到了广泛的关注和研究<sup>[2]</sup>。目前研究显示,在美国大约 40% 的成年人患有过敏性鼻炎<sup>[3]</sup>;在丹麦 2012—2015 年间成年人人群中过敏性鼻炎患病率已经达到了 29%,且呈现上升趋势<sup>[4]</sup>;而在中国尤其是北方地区花粉症患病率同样较高,如 Wang 等<sup>[5]</sup>流行病学调查结果显示,内蒙古地区花粉症患病率高达 18.5%。同时,由花粉过敏造成的医疗支出费用也不容忽视,如在荷兰阿姆斯特丹地区,由空气花粉引发的过敏性疾病治疗费用约合人民币 37987 元  $\text{a}^{-1}$  人<sup>-1</sup><sup>[6]</sup>,北京地区相关治疗费用约 1538 元  $\text{a}^{-1}$  人<sup>-1</sup><sup>[7]</sup>。因此,由空气花粉引发的一系列过敏性疾病已经成为全球变态反应疾病的重点问题<sup>[1]</sup>。

随着生态文明建设的全面推进,我国首都北京地区的城市绿地覆盖有了明显增加,如从 2018 年的 48.4% 已经上升到了 2021 年的 49%,尤其是以怀柔区、密云区、延庆区等北京市北部区域变化最为明显 (<https://yllhj.beijing.gov.cn/>)。油松 (*Pinus tabulaeformis*)、侧柏 (*Platycladus orientalis*)、杨属 (*Populus*)、柳属 (*Salix*)、蒙桑 (*Morus mongolica*) 等植物花粉是北京市常见致敏花粉<sup>[8]</sup>,从北京市主要乡土树种名录中发现,这些植物也是城市绿化建设的常用树种,在北京市分布广泛,这也导致了北京市空气花粉致敏问题的加重<sup>[9]</sup>。马婷婷等<sup>[10]</sup>最新研究显示,北京市中心城区 11234 例过敏性鼻炎患者中,树木和杂草类花粉的致敏率均超过 50%,并指出北京地区空气花粉已取代尘螨和霉菌成为影响过敏性疾病患者的首要致敏原。其中柏科 (Cupressaceae) 花粉不仅是北京城区空气花粉中年均数量最多的花粉<sup>[11]</sup>,也是春季诱发过敏性鼻炎、过敏性结膜炎的重要吸入性致敏原,阳性率高达 49.5%<sup>[10,12]</sup>。需注意的是,在全球变暖的背景下,柏科植物的授粉期趋于延长<sup>[13]</sup>,导致过敏患者对该过敏原更加敏感<sup>[12]</sup>,所以监测并预测未来升温背景下柏科花粉浓度的变化对缓解公共卫生治疗压力以及城市绿地建设至关重要。

在国内外的研究中,已经有多种方法用于花粉浓度预报。如人工神经网络模型<sup>[14]</sup>、支持向量机回归模型<sup>[15]</sup>以及随机森林模型<sup>[16]</sup>等。其中,随机森林方法作为一种基于决策树的集成方法,对多元共线性表现不敏感,并对异常值和噪声都具有较高的容忍度,其在不容易出现过拟合的同时,还能够很好地预测多个特征变量的作用<sup>[17]</sup>。前人的研究也证明了随机森林模型具有很高的预测准确率,尤其是当随机森林模型应用于空气污染物建模时,其性能要优于线性回归和插值方法等<sup>[18]</sup>,目前也已经成功地应用于花粉浓度的预测<sup>[16,19–20]</sup>。此外,随机森林模型还能提供特征变量相对重要性的排序<sup>[20]</sup>,满足研究空气花粉散播主要影响因素的需求。

基于上述分析,本研究利用北京市北部怀柔区 2018—2021 连续四年监测获得的柏科花粉浓度和气象数

据,结合同期遥感数据、地理数据以及其它环境因子,首先运用随机森林模型构建研究区柏科花粉浓度与环境因素的定量关系,检验模型的可靠性,并探讨气象条件对北京市北部柏科花粉浓度的影响,然后进一步利用模型模拟不同升温条件下柏科花粉浓度的变化,以期花粉症患者进行预防、诊断、治疗提供科学指导并为优化城市绿地建设提供重要参考。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区概况

北京市位于华北平原北部,地理坐标为  $39^{\circ}26'$ — $41^{\circ}03'N$ ,  $115^{\circ}25'$ — $117^{\circ}30'E$ ,地势西北高东南低,三面环山,平均海拔为 43.5 m。气候属暖温带半湿润大陆性季风气候,夏季炎热冬季寒冷,年平均气温为  $12^{\circ}C$ ,降水季节差异明显,主要集中在夏季,年平均降水量在 400—800 mm<sup>[21]</sup>。北京市植被资源丰富,属暖温带落叶阔叶林<sup>[22]</sup>,且截止 2022 年年初,人均绿地面积达到了  $42.85\text{ m}^2$ (<https://yllhj.beijing.gov.cn/>)。

本研究空气花粉监测点位于北京市怀柔区,怀柔区为北京市郊区县之一,地处全市东北部,境内多山,约占全区面积的 89%,年平均气温  $9\text{—}13^{\circ}C$ ,年平均降水在 600—700 mm,且主要集中在 6—8 月。监测点周边植物以柏科、松科 (Pinaceae)、杨属、柳属、豆科 (Fabaceae)、榆属 (*Ulmus*)、蒿属 (*Artemisia*)、蕨草属、禾本科 (Poaceae)、木樨科 (Oleaceae) 等为主<sup>[22]</sup>,且人均绿地面积达到了  $54.93\text{ m}^2$ (<https://yllhj.beijing.gov.cn/>)。

### 1.2 花粉数据

本研究使用北京市怀柔区采样站点 2018—2021 年 3 月 1 日至 10 月 15 日逐日柏科花粉观测数据。该数据由 Durham 花粉采样器采集花粉样片,在显微镜下人工鉴定计数,并统一计算为单位截面积上的花粉粒数 (粒/1000 mm<sup>2</sup>,即花粉浓度) 获得。同时,本研究还计算了柏科花粉散播的时间段,即花粉季,其开始时间为柏科花粉浓度占全年总量的 2.5% 时的日期,达到全年总量的 97.5% 时为结束时期<sup>[23]</sup>,全年最高浓度日为花粉高峰期。

### 1.3 特征变量

本文选择了与花粉浓度相关的多种数据作为特征变量,其中包括气象数据、遥感指数、气溶胶数据、地理数据等。气象数据包括日平均温度、降水量、相对湿度、风速、风向、大气压、最高温度、积温;遥感指数包括叶面积指数 (LAI, Leaf Area Index)、植被有效光合辐射吸收比例 (FPAR, Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation)、归一化植被指数 (NDVI, Normalized Difference Vegetation Index)、增强型植被指数 (EVI, Enhanced Vegetation Index);气溶胶数据包含一氧化碳 (CO, Carbon Monoxide)、二氧化氮 (NO<sub>2</sub>, Nitrogen Dioxide)、二氧化硫 (SO<sub>2</sub>, Sulfur Dioxide)、细颗粒物 (PM<sub>2.5</sub>, 2.5-Micrometer Particulate Matter)、可吸入颗粒物 (PM<sub>10</sub>, Inhalable Particles) 浓度以及空气质量指数 (AQI, Air Quality Index) 等;地理数据为白昼时数 (DL, Daylight Hours) 以及日序数 (Day, Number of days) 数据,共计 50 个特征变量 (表 1)。

本文使用的气象数据如日平均温度 (Tem, Temperature)、降水量 (Pre, Precipitation)、相对湿度 (Humidity, Relative Humidity)、风速 (Wind, Wind Speed)、风向 (Dir, Wind Direction)、大气压 (Pressure, Atmospheric Pressure) 以及最高温度 (Tmax, Maximum temperature) 由国家气象信息中心获取 (<https://data.cma.cn/>),时间

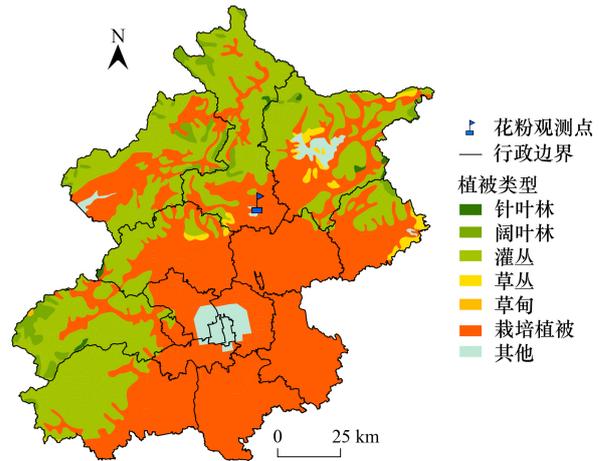


图 1 北京市地理概况以及花粉观测点位置

Fig.1 Geographical overview of Beijing and the pollen sampling site location

范围为 2017 年 12 月至 2021 年 12 月。研究表明,在温带气候地区,早春乔木开花的时间受温度影响最大<sup>[24]</sup>;植物在休眠期需要一定的低温来打破秋季或者初冬的休眠期,而在休眠结束后又需要一定的热量来满足植物生殖器官发育的需求<sup>[25]</sup>。因此,本文通过计算积温数据来定量估计植物克服休眠所需的热量,包含高于基准温度和低于基准温度两种类型<sup>[26]</sup>(公式 1 和 2)。同时,由于不同地区的植物生长所需的热量累计存在差异<sup>[24, 26]</sup>,本研究计算了不同的累计天数(20、40、60、80 d)以及基准温度(0、5、10℃)的积温。

$$\text{GDD} = \sum_i^{20,40,60,80d} T_i - T_{\text{base}}, \text{if } T_i > T_{\text{base}} \quad (1)$$

$$\text{Chill} = \sum_i^{20,40,60,80d} T_i - T_{\text{base}}, \text{if } T_i < T_{\text{base}} \quad (2)$$

GDD 为高于基准温度的持续期内每日平均温度之和,Chill 为低于基准温度的持续期内每日平均温度值累计值, $T_i$ 为每日平均温度, $T_{\text{base}}$ 为基准温度。

在前人研究中发现,遥感指数对于空气花粉浓度模拟同样至关重要,如 González-Naharro 等<sup>[27]</sup>利用人工神经网络建立地中海西南部栎属(*Quercus*)花粉预测模型时添加植被覆盖度的结果要优于不添加的模型;Shokouhi 等<sup>[16]</sup>人利用随机森林模型模拟瑞士境内桤木属(*Alnus*)、桦木属(*Betula*)等花粉浓度过程中发现 NDVI 等植被指数是花粉模拟的关键因素。因此,本文选择使用 LAI、FPAR、NDVI、EVI 等遥感指数作为特征变量表示植物的生长过程。其中 LAI 为单位土地面积上植物叶片总面积占土地面积的比率,是评价植物光合作用、蒸腾作用、水分利用以及生产力的重要指标<sup>[28]</sup>;FPAR 是指植物吸收光合有效辐射占到达植被冠层顶部的光合有效辐射的比例,是反演植被总初级生产力和植被净初级生产力的重要参数<sup>[29]</sup>。LAI 以及 FPAR 均来自 MCD15A3H 数据集,该数据集时间分辨率为 4 d,空间分辨率为 500 m (<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/>)。NDVI 以及 EVI 均是反映植被覆盖度的重要指标,其中 EVI 相比之下减少了大气和土壤噪音的影响,能稳定反映植被茂密区植被覆盖度<sup>[30]</sup>。NDVI 以及 EVI 均来自 MOD13C1 数据集,该数据集时间分辨率为 16 d,空间分辨率为 500 m (<https://lpdaac.usgs.gov/>)。为了在空间上与花粉采样点对应并获取每日的 LAI、FPAR、NDVI、EVI,本研究以花粉采样点周边 20 km 范围内的指数平均值来代替花粉采样点的指数值,并通过线性内插获得每日的数据。

此外,本文计算了花粉采样点每日的  $DL$ <sup>[31]</sup>(公式 3),同时将日数据进行排序作为特征变量输入模型,以便捕捉数据中存在的周期性<sup>[16]</sup>。在本研究中还选取了  $\text{CO}$ 、 $\text{NO}_2$ 、 $\text{SO}_2$ 、 $\text{PM}_{2.5}$ 、 $\text{PM}_{10}$ 、AQI 等大气污染物浓度或指标数据作为特征变量对花粉浓度进行评估<sup>[20]</sup>。

$$a = -\tan\left(\frac{\text{lat} \cdot \pi}{180}\right) \cdot \tan\left(-\frac{23.45\pi}{180} \cdot \cos\left(\frac{2\pi(t+10)}{365}\right)\right) \quad (3)$$

当  $a > 1$  时,  $DL(t) = 0$ ; 当  $a < -1$  时,  $DL(t) = 24$ ;  $-1 \leq a \leq 1$  时,  $DL(t) = \frac{24}{\pi} \cdot \arccos(a)$ , 其中  $t$  为一年中的天数, lat. 为纬度。

#### 1.4 随机森林算法

随机森林算法是一种分布并行式计算多个基分类器(决策树模型)的集成方法<sup>[32]</sup>,该方法构建基分类器时随机抽取特征变量,保障了基分类器之间的多样性和差异性,从而降低了模型的融合方差,是性能最好的机器学习算法之一<sup>[33]</sup>。本研究为监督式学习中的回归问题,最终是以多个分类器产生的预测值的平均值作为最终预测值,并以均方根误差(RMSE)以及决定系数( $R^2$ )用于衡量模型对观测数据的拟合程度和预测精度<sup>[32-33]</sup>。由于本研究中柏科花粉数据季节特征明显,多集中在 3 至 4 月,其它时间柏科花粉浓度值多为 0 值,且柏科花粉季花粉浓度平均值与最大值之间差异较大,因此本研究对柏科花粉浓度以开四次方根的方式进行数据缩放以降低数据范围过大的问题<sup>[26]</sup>。在训练和优化模型过程中,对随机森林决策树数量(Number of Trees)以及最大特征数(Max Features)进行合理的调整,确认随机森林参数组合。

此外,随机森林算法还可以评估各个特征变量的重要性水平,主要是基于单棵决策树采纳某一特征变量时引起的残差平方和变化的幅度,并对所有决策树进行平均,以获得该变量对整个随机森林的重要性水

平<sup>[32]</sup>。同时,为了展示该特征是如何影响模型预测的,本研究通过部分依赖图进行分析。最后,通过建立好的随机森林模型,改变原数据集中的日平均温度(分别升高 0.5、1.0、1.5、2.6℃,日最高温度和积温同步增长),进一步探讨未来升温背景下柏科花粉浓度可能的变化趋势。本研究主要通过 Pycharm 软件实现。

表 1 随机森林模型输入特征变量

Table 1 Input feature variables for the Random Forest model

特征变量 Features	单位 Unit	特征变量 Features	单位 Unit	特征变量 Features	单位 Unit	特征变量 Features	单位 Unit
Wind	m/s	GDD_80_5	℃·d	NO <sub>2</sub>	μg/m <sup>3</sup>	Chill_80_10	℃·d
Dir	°	GDD_80_10	℃·d	Day	-	Pre_10	mm
Pressure	hPa	Chill_20_0	℃·d	GDD_20_0	℃·d	Pre_20	mm
Tem	℃	Chill_20_5	℃·d	GDD_20_5	℃·d	Pre_30	mm
Humidity	%	Chill_20_10	℃·d	GDD_20_10	℃·d	Pre_40	mm
Precipitation	mm	Chill_40_0	℃·d	GDD_40_0	℃·d	Pre_50	mm
Tmax	℃	Chill_40_5	℃·d	GDD_40_5	℃·d	Pre_60	mm
PM <sub>2.5</sub>	μg/m <sup>3</sup>	Chill_40_10	℃·d	GDD_40_10	℃·d	DL	h
PM <sub>10</sub>	μg/m <sup>3</sup>	Chill_60_0	℃·d	GDD_60_0	℃·d	LAI	-
AQI	-	Chill_60_5	℃·d	GDD_60_5	℃·d	FPAR	-
O <sub>3</sub>	μg/m <sup>3</sup>	Chill_60_10	℃·d	GDD_60_10	℃·d	NDVI	-
SO <sub>2</sub>	μg/m <sup>3</sup>	Chill_80_0	℃·d	GDD_80_0	℃·d	EVI	-
CO	μg/m <sup>3</sup>	Chill_80_5	℃·d				

Wind: 风速 Wind speed; Dir: 风向 Wind direction; Pressure: 大气压 Atmospheric pressure; Tem: 日平均温度 Temperature; Humidity: 相对湿度 Relative humidity; Pre: 日降水量 Precipitation; Tmax: 日最高气温 Maximum temperature; PM<sub>2.5</sub>: 细颗粒物 2.5-micrometer particulate matter; PM<sub>10</sub>: 可吸入颗粒物 Inhalable particles; AQI: 空气质量指数 Air Quality index; O<sub>3</sub>: 臭氧 Ozone; SO<sub>2</sub>: 二氧化硫 Sulfur dioxide; CO: 一氧化碳 Carbon monoxide; NO<sub>2</sub>: 二氧化氮 Nitrogen dioxide; Day: 日序数 Number of days; GDD\_20\_0: 模拟花粉当日前连续 20 d 内日平均气温高于基准温度 0℃ 的累积之和 Growing degree days over 20 days with a base temperature of 0 °C; Chill\_20\_0: 模拟花粉当日前连续 20 d 内日平均气温低于基准温度 0℃ 的累积之和 Chill accumulation over 20 days with a base temperature of 0 °C; Pre\_10: 模拟花粉当日前连续 10 d 内降水量的累计 10 day cumulative precipitation; DL: 白昼时长 Daylight hours; LAI: 叶面积指数 Leaf area index; FPAR: 植被有效光合辐射吸收比例 Fraction of absorbed photosynthetically active radiation; NDVI: 归一化植被指数 Normalized difference vegetation index; EVI: 增强植被指数 Enhanced vegetation index

## 2 结果

### 2.1 柏科花粉浓度特征

图 2 显示的是 2018—2021 年连续 4 年 3 月 1 日至 10 月 15 日的柏科花粉每日浓度变化,结果显示,2018

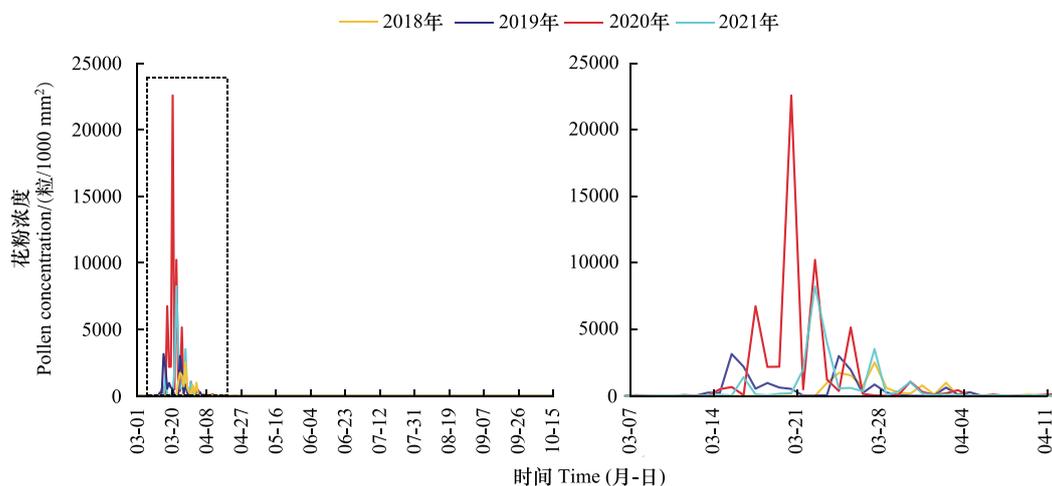


图 2 2018—2021 年 3 至 10 月柏科花粉浓度变化趋势

Fig. 2 Trends in Cupressaceae pollen concentration from March to October (2018—2021)

年柏科花粉的散播(花粉季)开始于3月24日,最高值(2520粒/1000 mm<sup>2</sup>)出现在3月28日,结束于4月9日,整个花粉季日浓度均值为618粒/1000 mm<sup>2</sup>。2019年柏科花粉季开始于3月15日,最高值(3150粒/1000 mm<sup>2</sup>)出现在3月16日,结束于4月18日,花粉季均值为457粒/1000 mm<sup>2</sup>。2020年柏科花粉季开始于3月17日,最高值(22592粒/1000 mm<sup>2</sup>)出现在3月21日,结束于5月11日,花粉季均值为969粒/1000 mm<sup>2</sup>。2021年柏科花粉季开始于3月17日,最高值(8238粒/1000 mm<sup>2</sup>)出现在3月23日,结束于4月12日,花粉季均值为861粒/1000 mm<sup>2</sup>。总体来看,柏科花粉浓度最高值出现在3月中下旬,日期波动不大,花粉浓度峰值显著高于平均值。

表2 2018—2021年柏科花粉季特征

Table 2 Characteristics of the Cupressaceae pollen season from 2018 to 2021

年份 Year	花粉始期 Start date	峰值期 Peak date	花粉末期 End date	最高值(粒/1000mm <sup>2</sup> ) Highest value	平均值(粒/1000 mm <sup>2</sup> ) Average
2018	3月24日	3月28日	4月9日	2520	618
2019	3月15日	3月16日	4月18日	3150	457
2020	3月17日	3月21日	5月11日	22592	969
2021	3月17日	3月23日	4月12日	8238	861

## 2.2 随机森林模型模拟结果

本研究中随机森林模型对柏科花粉浓度模拟表现良好。为了提高模型的准确性,手动寻找参数组合,得到最佳的参数配置。图3显示随机森林模型最佳参数组合是:随机森林树的最大特征数为43,树的数目为279,同时还表明实测和预测花粉浓度之间存在很强的相关性( $R^2=0.79$ ),且真实值和预测值之间的平均偏差较小( $RMSE=0.73$ ),模型的拟合效果较好。在图3中还显示,在模型的较低值范围内实测值和预测值更趋于一致,而在高值范围内多表现出预测值低于观测值的情况,这可能是由于柏科花粉浓度数据进行了数据缩放后,导致部分低值和高值处理后接近,使得模型对高值预测存在一定偏差,在高值花粉浓度预测中,预测模型有略微低估柏科花粉浓度的倾向。

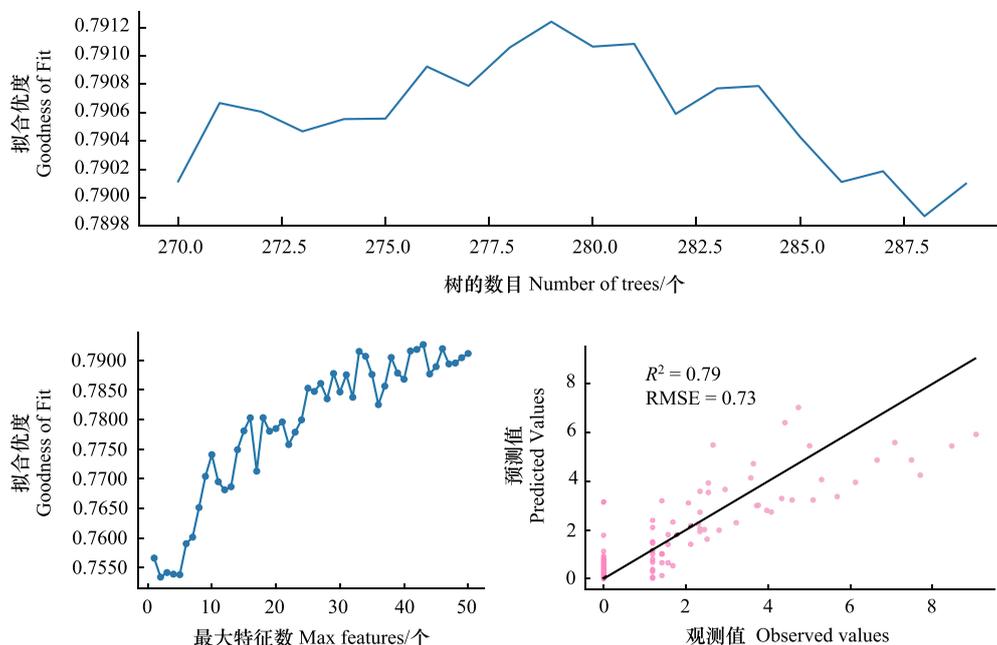


图3 随机森林模型树的数目、最大特征数与拟合优度关系及最优模型预测值与观测值散点图

Fig.3 Relationship between the number of trees, max features, and model fit in Random Forest. The optimal model predictions vs. observed values scatter plot

### 2.3 特征变量相对重要性及影响

图 4 展示了模拟柏科花粉浓度 50 种特征变量的相对重要性。随机森林模型模拟结果表明,估算柏科花粉浓度最重要的参数是气象要素,尤其是积温变量。多数积温变量对柏科花粉浓度的模拟占据主要地位,其中以前 40、60、80 d 高于 10℃ 日平均温度之和(GDD\_40\_10、GDD\_60\_10、GDD\_80\_10, Growing Degree Days over 40, 60, and 80 Days with a Base Temperature of 10 °C)最为重要,前 40、60、80 d 高于 0℃ 日平均温度之和(GDD\_40\_0、GDD\_60\_0、GDD\_80\_0, Growing Degree Days over 40, 60, and 80 Days with a Base Temperature of 0 °C)和前 60 d 低于 10℃ 日平均温度之和(Chill\_60\_10, Chill accumulation over 60 Days with a Base Temperature of 10 °C)以及前 40 d 低于 0℃ 日平均温度之和(Chill\_40\_0, Chill accumulation over 40 Days with a Base Temperature of 0 °C)等也起着较为重要的作用,而前 20 d 低于 0℃ 日平均温度之和(Chill\_20\_0, Chill accumulation over 20 Days with a Base Temperature of 0 °C)在模型中的作用最弱。除积温外,各气象要素中 Tmax 是最重要的特征变量,其次为 Tem、Wind、Humidity、Pressure、Dir、模拟日前降水量(如 Pre\_30、Pre\_40, 30-Day and 40-Day Cumulative Precipitation)以及 Pre。另一方面,空气污染物浓度对于柏科花粉浓度模拟中以 O<sub>3</sub>起主要作用,其次为 CO、NO<sub>2</sub>、SO<sub>2</sub>、PM<sub>2.5</sub>、PM<sub>10</sub>、AQI。此外,DL 对于柏科花粉浓度的模拟重要性水平处于中等水平,而遥感指数的相对重要性均较弱。

由于特征变量的相对重要性并不能完全解释预测变量和花粉浓度的关系,本研究还使用部分依赖图可视化随机森林模型中最重要的部分特征变量分别与随机森林模型预测结果的边际效应<sup>[32]</sup>,来进一步明确响应变量与特征变量之间的关系,包括 GDD\_40\_10、Tmax、Chill\_60\_10、Tem、Wind、O<sub>3</sub>、DL、LAI 以 Pre\_40(见图 5)。从图 5 可以看出,随着 GDD\_40\_10 的增加,柏科花粉浓度呈下降趋势,尤其是在 100℃·d 左右以及 200℃·d 左右有明显下降,在高于 250℃·d 之后趋于平稳;柏科花粉浓度随 Tmax 的增加呈上升趋势,在 18—22℃ 左右之间有明显抬升,而在高于 22℃ 之后趋于平稳;Chill\_60\_10、Tem、Wind、O<sub>3</sub> 以 DL 与柏科花粉浓度的关系较为平缓,随着这些特征变量的变化,柏科花粉浓度基本不变,也说明了这些变量对柏科花粉浓度贡献较弱;Pre\_40 在 40 mm 左右,柏科花粉浓度呈下降趋势,之后趋于平缓。

### 2.4 升温情景下柏科花粉浓度预测结果

图 6 显示了以 2018—2021 年 50 种特征变量为基础, Tem 升高 0.5、1.0、1.5、2.6℃ 时, Tmax 以及各积温变量发生相应变化后柏科花粉浓度的变化。结果显示(见表 3),在原先的花粉季时间范围内,升温 0.5℃ 后,2018、2020、2021 年柏科花粉浓度分别降低 4.02%、1.01%、4.93%,2019 年柏科花粉浓度升高 2.13%;升温 1℃ 后,2018 至 2021 年柏科花粉浓度分别降低 5.82%、5.84%、8.15%、7.52%;升温 1.5℃ 后,2018 至 2021 年柏科

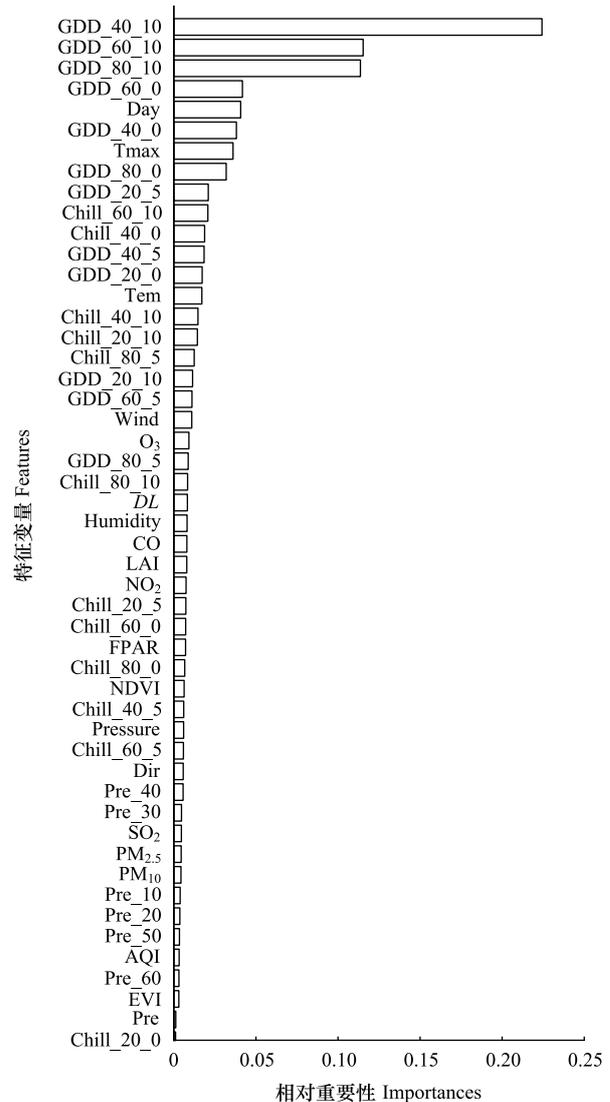


图 4 随机森林模型特征变量相对重要性排序  
Fig.4 Ranking of feature importance in the Random Forest model

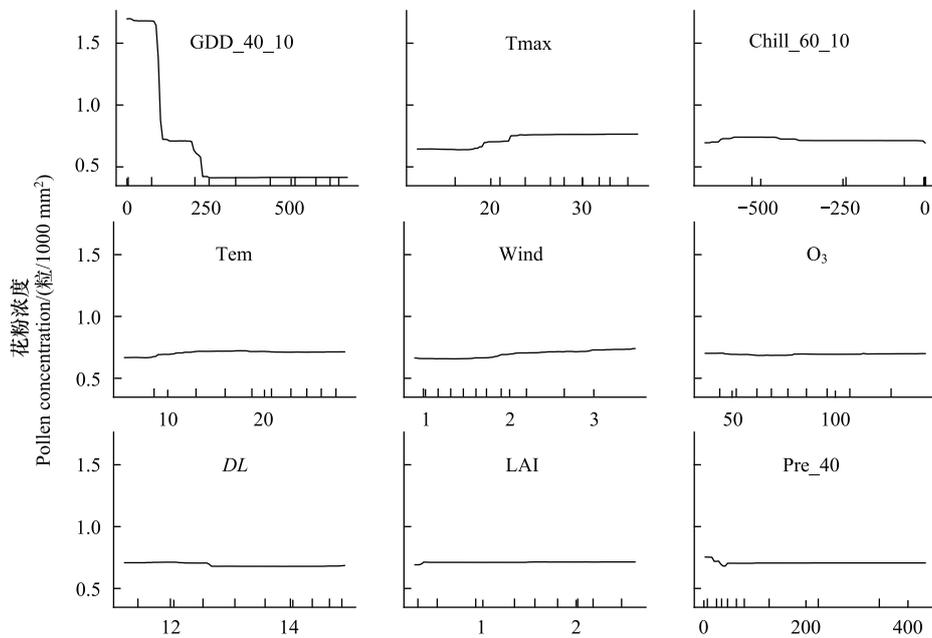


图5 随机森林模型特征变量与花粉浓度部分偏依赖分析

Fig.5 Partial dependence analysis of feature variables and Cupressaceae pollen concentration in the Random Forest model

花粉浓度分别降低 3.23%、2.83%、6.24%、7.54%；升温 2.6℃ 后，2018 年至 2021 年柏科花粉浓度分别降低 11.37%、4.46%、15.96%、21.12%。可以发现，四种不同程度的温度升高基本都会导致柏科花粉浓度降低，且以增高 1.0、2.6℃ 花粉浓度降低的幅度最大。在全年范围内，升温 0.5℃ 后，2018、2019、2021 年柏科花粉浓度分别升高 17.48%、5.98%、0.57%，2020 年降低 3.56%；升温 1.0℃ 后，2018、2019、2021 年柏科花粉浓度分别升高 32.92%、16.15%、0.61%，2020 年降低 1.78%；升温 1.5℃ 后，2018 年至 2020 年柏科花粉浓度分别升高 9.38%、6.41%、5.02%，2021 年降低 1.10%；升温 2.6℃ 后，2018 年至 2020 年柏科花粉浓度分别升高 17.36%、15.21%、17.74%、13.08%。多数情况下温度升高会导致全年柏科花粉浓度的升高，且以增高 1.5℃ 时花粉浓度增高的幅度最大。与之相反的是，温度的升高会导致花粉季柏科花粉浓度呈下降趋势，且以升温 2.6℃ 时花粉浓度降低的幅度最大。

表3 2018—2021 年温度变量升高 0.5、1.0、1.5、2.6℃ 下，全年以及花粉季柏科花粉浓度变化趋势

Table 3 Trends in Cupressaceae pollen concentration from 2018 to 2021 under different temperature scenarios: annual and pollen season changes with 0.5℃, 1.0℃, 1.5℃, and 2.6℃ increases

年份 Year	0.5℃	1.0℃	1.5℃	2.6℃
2018	17.48%	32.92%	9.38%	17.36%
2018—花粉季 Pollen season	-4.02%	-5.82%	-3.23%	-11.37%
2019	5.98%	16.15%	6.41%	15.21%
2019—花粉季 Pollen season	2.13%	-5.84%	-2.83%	-4.46%
2020	-3.56%	-1.78%	5.02%	17.74%
2020—花粉季 Pollen season	-1.01%	-8.15%	-6.24%	-15.96%
2021	0.57%	0.61%	-1.10%	13.08%
2021—花粉季 Pollen season	-4.93%	-7.52%	-7.54%	-21.12%

### 3 讨论

#### 3.1 不同环境变量对柏科花粉浓度的影响存在差异

空气花粉受到气温、降水、空气相对湿度、日照等气象因子的影响<sup>[34]</sup>，会因其地理位置以及植物类型有所

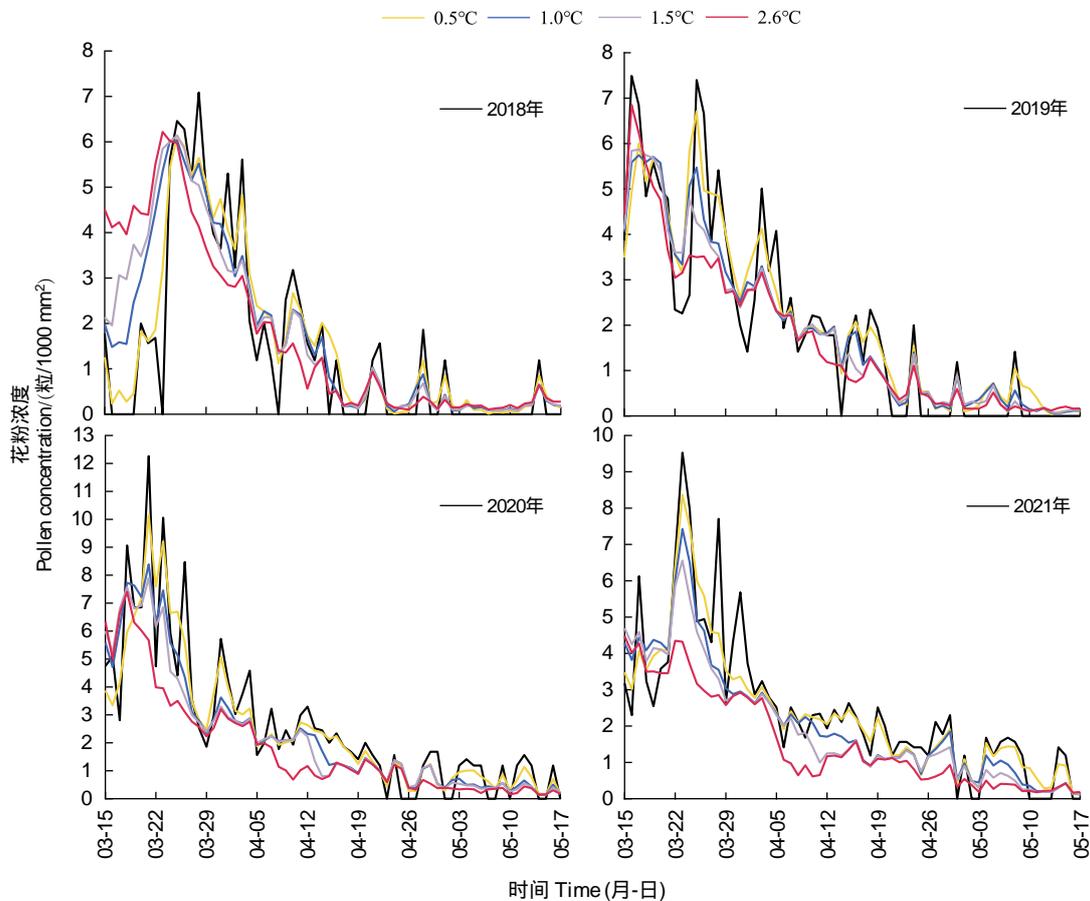


图 6 2018—2021 年各温度变量升高 0.5、1.0、1.5、2.6°C 柏科花粉浓度变化

Fig.6 Changes in Cupressaceae pollen concentration from 2018 to 2021 under different temperature scenarios: 0.5°C, 1.0°C, 1.5°C, and 2.6°C increases

差异。本研究发现,热量是影响北京市北部柏科花粉变化的主导因素,同时热量变化与温度密切相关,以 GDD<sub>40\_10</sub>、GDD<sub>60\_10</sub>、GDD<sub>80\_10</sub>、T<sub>max</sub> 的影响最大。这是由于不同时间尺度的积温变量可能涵盖了温度对植物发育和开花准备的过程,进而影响了植物的花粉生成<sup>[24,26]</sup>,反映了温度对植物的长期效应。Nowosad<sup>[35]</sup>在对波兰十一个城市的乔木花粉模拟中同样发现积温在空气花粉模拟中的重要性,与本研究结果一致。Zhong 等<sup>[36]</sup>利用机器学习并结合 SHAP 技术对北京市花粉浓度的影响因素进行了分析,发现温度、风速、大气压是影响春季花粉浓度的关键因素,且不同温度变量也存在差异,以日平均温度最为重要,日最小温度次之,日最高温度最后。在本研究中,日平均温度同样较为重要,但日最高温度的影响更为显著,这可能说明柏科植物花粉对于极端温度的变化更为敏感。在前人的研究中也早已表明日最高温度对花粉浓度的重要性,如 Oh 等<sup>[37]</sup>以及 Aboulaich 等<sup>[38]</sup>发现日最高气温与禾本科花粉呈显著相关。与以往研究不同的是,本研究强调了不同热量累计以及最高温对于花粉浓度的影响,未来对于空气花粉散播的研究中,应当综合考虑不同温度因子特别是积温对于花粉浓度的影响。

先前的研究显示,降水以及相对湿度在植物开花和花粉的散播过程中起着重要作用<sup>[34,39]</sup>。然而在本研究中,这些因子对于柏科花粉浓度预测的相对重要性均较弱。这可能是由于北京春季降水量均较少,较低的降水难以冲刷空气中的花粉,对花粉浓度造成的影响很小<sup>[40]</sup>,除降水量之外,降水强度、降水时长等其它降水因子对花粉浓度的影响<sup>[41]</sup>也不可忽视,单以降水量代表降水因子存在一定局限性。而相对湿度对空气花粉的影响是多方面的,其常与温度、降水等变量相互作用共同影响花粉浓度,从而影响了其在模型中的表现。如

Cariñanos 等<sup>[42]</sup>对西班牙东南部花粉数据分析发现,由环境相对湿度降低引发的极热现象是导致花粉极端事件发生的重要原因。在 Zhong 等<sup>[36]</sup>的研究显示,降水与相对湿度交互作用明显,降水也可以通过改变相对湿度来影响花粉浓度的高低。本研究说明对于花粉浓度的影响不仅要考虑降水量,降水强度、降水时长等其它降水因子的影响也不容忽视,同时,不同气象因子之间共同作用也是未来研究需要重点考虑的问题。

其它环境变量在本研究中对于柏科花粉浓度也有一定影响。如风速在前人的研究中亦显著影响着花粉颗粒的传播、沉积、释放等过程<sup>[43]</sup>。然而本研究结果显示风速其相对重要性较弱,这与 Zhong 等<sup>[36]</sup>的结果类似,可能主要是由于重力采集器采样效率受风速影响较大,进而影响了花粉浓度模拟模型中与风速的关系。同时在本研究中,植被覆盖度与柏科花粉浓度模拟关系较弱,这可能是由于柏科植物作为常绿针叶乔木,其绿度变化较小。植被指数对于不同植物种类其重要性存在明显差异,在未来的研究中还需要根据不同植物种类选择更易表达其物候变化的遥感数据。白昼时长作为影响植物生长、光合作用、代谢的重要因素<sup>[44]</sup>,对于柏科植物开花和花粉生产的过程有着重要影响,从而对柏科空气花粉浓度产生一定的影响,这与刘宜纲等<sup>[34]</sup>人的研究类似。此外,大气污染物对柏科花粉浓度也存在潜在影响。花粉颗粒在飘散过程中可以吸附在大气污染物颗粒上,从而导致花粉悬浮时间延长或分散范围扩大<sup>[45]</sup>,继而导致了柏科花粉浓度的变化。

### 3.2 不同升温背景下柏科花粉浓度的变化趋势

在全球变暖背景下,植物生长发育所需要的热量累计时间变短,更易满足生长发育所需的温度以及热量条件,春季物候如出芽、开花等趋于提前发生<sup>[25,46]</sup>,部分植物生长季以及花粉散播时间延长,花粉浓度增多<sup>[4,47]</sup>,其中柏科、栎属、木樨科、荨麻科(Urticaceae)以及菊科(Asteraceae)等花粉散播时间均有所延长<sup>[13,48]</sup>。本研究利用随机森林模型预测 2018—2021 年升温 0.5、1.0、1.5、2.6℃ 下发现,对比全年尺度下柏科花粉浓度变化多呈现上升趋势,而花粉季期间柏科花粉浓度多数呈现下降趋势,这说明未来气候变暖情况下,柏科花粉可能主要通过延长花粉散播时间来增加总花粉浓度。最新的预测结果显示,随着温度的升高,美国地区柏科、椴木属、桑属(*Morus*)等花粉产量未来会增加<sup>[49]</sup>,这与本研究的研究结果一致。也就是说,全球变暖会影响柏科花粉的释放、持续时间以及产量,进而导致柏科花粉数量增加。

值得注意的是,不同的升温幅度下,柏科花粉浓度的增量呈现非线性变化,如 2018 和 2019 年随着升温幅度的增加,柏科花粉浓度的增量呈现先升高后降低再升高的变化,在升温 1.0℃ 时达到最大增量;2020 年随着升温幅度的增加,柏科花粉浓度增量呈现快速爬升趋势;2021 年柏科花粉增量则随着升温幅度的增加先缓慢抬升后降低最后快速爬升。总体来看,2018、2019 以及 2021 年均表现出先增后减再增的变化的趋势,升温 1.5℃ 后的温度(3—10 月均温约 21℃)可能是柏科花粉浓度变化的阈值点。前人的研究也发现,温度变化对花粉浓度的影响是非线性的,如 Zhong 等<sup>[36]</sup>的研究显示北京市花粉浓度随着日最高温的升高有正相关系向负相关系转变,其中在日最高温达 18℃ 时达到临界点;何海娟等<sup>[50]</sup>的研究也发现在日均温在 0—15℃ 范围内,北京地区花粉浓度随温度升高而增加,当温度超过 15℃,花粉浓度随着温度升高反而降低。花粉浓度对温度的响应主要与植物的生理机制以及环境适应能力等多方面的因素有关,如柏科植物生长发育的最适温度为 10—25℃<sup>[51]</sup>,在前期温度逐渐升高时,因其温度仍在植物生长发育的最适温度范围内,植物的生理代谢加快,使得这一过程柏科花粉产量增加。但高于这一范围的温度可能会损害植物细胞,对其发育和繁殖产生不利影响<sup>[52]</sup>,从而导致其花粉产量下降;当温度继续升高时,植物可能根据高温胁迫的大小以及持续时间等,提高花粉产量以保证其在高温胁迫下的繁殖能力<sup>[53]</sup>。另外,在 2020 年升温幅度不超过 1.5℃ 时,花粉浓度呈降低趋势,这可能是由于除温度外,2020 年与其它三年气候条件相比更为干燥,水分不足可能阻碍了植物生长发育,从而使得花粉浓度呈现降低趋势。本研究说明未来升温背景下柏科花粉浓度可能呈显著上升趋势,强调了在气候变暖条件下,对柏科花粉浓度变化趋势进行深入分析的重要性。

### 3.3 模型局限性以及花粉数据的不确定性

在本研究中使用随机森林模型模拟并预测柏科花粉浓度的变化,模拟效果较好,但仍有一些局限性需要注意。首先,随机森林模型对于极值较为敏感,极值的存在可能会影响其稳定性和预测精度<sup>[17-18]</sup>。本研究柏

科花粉浓度数据范围较大,为降低极值的影响对数据进行缩放处理,但这对于真正高值的估计可能造成一定偏差。其次,随机模型虽然可以提供变量的重要性指标,但难以明确各个特征对于花粉浓度预测的具体影响和机制<sup>[32]</sup>,需要结合植物生理模型分析环境变量对花粉浓度的影响机制。为提高模型的预测精度和稳定性,未来研究需要结合更多的模型、植物生理信息、模型参数,进一步探讨环境变量对花粉浓度的具体影响及机制。

#### 4 结论

本研究通过构建随机森林模型来探讨北京市北部柏科花粉浓度的影响因素和不同升温背景下的变化趋势,结果显示构建的模型能够较准确地模拟柏科花粉浓度的变化,说明随机森林模型在模拟和预测花粉浓度方面具有重要应用价值。在影响因素方面,模型结果显示 GDD\_40\_10、GDD\_60\_10、GDD\_80\_10 以及 Tmax 是影响柏科花粉浓度变化的重要环境因素,说明植物开花物候对积温的响应以及极端温度变化的敏感性较强。同时,其他与温度相关的环境因素的相对重要性得分较高说明了在未来对于空气花粉散播的研究中,应当综合考虑不同温度因子对花粉浓度的影响。本研究还揭示了不同升温幅度下,北京市北部柏科花粉浓度呈现非线性变化,即随着温度的升高表现为先增加后减少再增加的变化趋势,这一变化特征可能主要与植物的生理机制以及环境适应能力有关。该研究为未来气候变暖背景下有效地应对花粉过敏和制定合理的公共健康政策提供科学依据。

**致谢:**本工作受北京市自然科学基金(8212038)和中央高校基本科研业务费专项(E1E40408)资助。

#### 参考文献(References):

- [ 1 ] Pawankar R, Holgate S T, Canonica G W, Lockey R F, Blaiss M S. World Allergy Organization (WAO) white book on allergy, Update. 2013.
- [ 2 ] 汤蕊,王良录,尹佳,李宏,孙劲旅,支玉香,关凯,文利平,顾建青,王子熹,李丽莎,崔乐,徐迎阳,边赛男,潘周炯,李论. 花粉症的中国历程. 中国科学:生命科学, 2021, 51(8): 901-907.
- [ 3 ] Meltzer E O, Blaiss M S, Naclerio R M, Stoloff S W, Jennifer Derebery M, Nelson H S, Boyle J M, Wingertzahn M A. Burden of allergic rhinitis: allergies in America, Latin America, and Asia-Pacific adult surveys. Allergy and Asthma Proceedings, 2012, 33(Suppl 1): S113-S141.
- [ 4 ] Leth-Møller K B, Skaaby T, Linneberg A. Allergic rhinitis and allergic sensitisation are still increasing among Danish adults. Allergy, 2020, 75(3): 660-668.
- [ 5 ] Wang X Y, Ma T T, Wang X Y, Zhuang Y, Wang X D, Ning H Y, Shi H Y, Yu R L, Yan D, Huang H D, Bai Y F, Shan G L, Zhang B, Song Q K, Zhang Y F, Zhang T J, Jia D Z, Liu X L, Kang Z X, Yan W J, Yang B T, Bao X Z, Sun S H, Zhang F F, Yu W H, Bai C L, Wei T, Yang T, Ma T Q, Wu X B, Liu J G, Du H, Zhang L, Yan Y, Wang D Y. Prevalence of pollen-induced allergic rhinitis with high pollen exposure in grasslands of northern China. Allergy, 2018, 73(6): 1232-1243.
- [ 6 ] Avdeeva K S, Reitsma S, Fokkens W J. Direct and indirect costs of allergic and non-allergic rhinitis in the Netherlands. Allergy, 2020, 75(11): 2993-2996.
- [ 7 ] Li X, Xu X, Li J Y, Huang Y R, Wang C S, Zhang Y, Zhang L. Direct and indirect costs of allergic and non-allergic rhinitis to adults in Beijing, China. Clinical and Translational Allergy, 2022, 12(4): e12148.
- [ 8 ] 赵德(鹤)宇,叶彩华,王宇飞,姚轶锋. 京津冀地区气传花粉数据分析. 植物学报, 2021, 56(6): 751-760.
- [ 9 ] 辛嘉楠,欧阳志云,郑华,王效科,苗鸿. 城市化加剧花粉过敏症的机制研究进展. 环境与健康杂志, 2007, 24(10): 833-836.
- [ 10 ] 马婷婷,王洪田,陈艳蕾,庄严,石海云,于睿莉,郭森颖,尹佳,王学艳. 北京地区门诊患者常见吸入过敏原致敏谱. 中华临床免疫和变态反应杂志, 2021, 15(2): 136-143.
- [ 11 ] 李攀,何海娟,孙国强,汤蕊,顾建青,孙劲旅. 北京市区与过敏相关的气传花粉. 基础医学与临床, 2015, 35(6): 734-738.
- [ 12 ] Sposato B, Scalesi M. Prevalence and real clinical impact of *Cupressus sempervirens* and *Juniperus communis* sensitisations in Tuscan "Maremma", Italy. Allergologia et Immunopathologia, 2013, 41(1): 17-24.
- [ 13 ] Ziska L H, Makra L, Harry S K, Bruffaerts N, Hendrickx M, Coates F, Saarto A, Thibaudon M, Oliver G, Damialis A, Charalampopoulos A, Vokou D, Heiðmarsson S, Guðjohnsen E, Bonini M, Oh J W, Sullivan K, Ford L, Brooks G D, Myszkowska D, Severova E, Gehrig R, Ramón

- G D, Beggs P J, Knowlton K, Crimmins A R. Temperature-related changes in airborne allergenic pollen abundance and seasonality across the Northern Hemisphere: a retrospective data analysis. *The Lancet Planetary Health*, 2019, 3(3): e124-e131.
- [14] Astray G, Fernández-González M, Rodríguez-Rajo F J, López D, Mejuto J C. Airborne Castanea pollen forecasting model for ecological and allergological implementation. *Science of the Total Environment*, 2016, 548: 110-121.
- [15] 赵文芳, 王京丽, 尚敏, 刘亚楠. 基于粒子群优化和支持向量机的花粉浓度预测模型. *计算机应用*, 2019, 39(1): 98-104.
- [16] Valipour Shokouhi B, de Hoogh K, Gehrig R, Eeftens M. Estimation of historical daily airborne pollen concentrations across Switzerland using a spatio-temporal random forest model. *Science of the Total Environment*, 2024, 906: 167286.
- [17] Breiman L. Random forests. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [18] Kerckhoffs J, Hoek G, Gehring U, Vermeulen R. Modelling nationwide spatial variation of ultrafine particles based on mobile monitoring. *Environment International*, 2021, 154: 106569.
- [19] Zewdie G K, Lary D J, Levetin E, Garuma G F. Applying deep neural networks and ensemble machine learning methods to forecast airborne *Ambrosia* pollen. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2019, 16(11): 1992.
- [20] Liu X, Wu D J, Zewdie G K, Wijerante L, Timms C I, Riley A, Levetin E, Lary D J. Using machine learning to estimate atmospheric *Ambrosia* pollen concentrations in Tulsa, OK. *Environmental Health Insights*, 2017, 11: 1178630217699399.
- [21] 郑思轶, 刘树华. 北京城市化发展对温度、相对湿度和降水的影响. *气候与环境研究*, 2008, 13(2): 123-133.
- [22] 张新时主编【★】中国科学院中国植被图编辑委员会编纂. 中国植被及其地理格局: 中华人民共和国植被图(1:1000000)说明书. 北京: 地质出版社, 2007.
- [23] Andersen T B. A model to predict the beginning of the pollen season. *Grana*, 1991, 30(1): 269-275.
- [24] Garcia-Mozo H, Galan C, Gomez-Casero M T, Dominguez E. A comparative study of different temperature accumulation methods for predicting the start of the *Quercus* pollen season in Cordoba (South West Spain). *Grana*, 2000, 39(4): 194-199.
- [25] Asse D, Chuine I, Vitasse Y, Yoccoz N G, Delpierre N, Badeau V, Delestrade A, Randin C F. Warmer winters reduce the advance of tree spring phenology induced by warmer springs in the Alps. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2018, 252: 220-230.
- [26] Lo F, Bitz C M, Hess J J. Development of a Random Forest model for forecasting allergenic pollen in North America. *Science of the Total Environment*, 2021, 773: 145590.
- [27] González-Naharro R, Quirós E, Fernández-Rodríguez S, Silva-Palacios I, Maya-Manzano J M, Tormo-Molina R, Pecero-Casimiro R, Monroy-Colin A, Gonzalo-Garjón Á. Relationship of NDVI and oak (*Quercus*) pollen including a predictive model in the SW Mediterranean region. *Science of the Total Environment*, 2019, 676: 407-419.
- [28] 王希群, 马履一, 贾忠奎, 徐程扬. 叶面积指数的研究和应用进展. *生态学杂志*, 2005, 24(5): 537-541.
- [29] 李丽, 辛晓洲, 唐勇, 柏军华, 杜永明, 孙林, 闻建光, 仲波, 吴善龙, 张海龙, 余珊珊, 柳钦火. 辐射传输模型模拟与深度学习结合的高分一号卫星植被光合有效辐射吸收比例产品反演算法. *遥感学报*, 2023, 27(3): 700-710.
- [30] 刘明, 冯锐, 纪瑞鹏, 武晋雯, 王宏博, 于文颖. 基于 MODIS-NDVI 的春玉米叶面积指数和地上生物量估算. *中国农学通报*, 2015, 31(6): 80-87.
- [31] Caffarra A, Donnelly A, Chuine I. Modelling the timing of *Betula pubescens* budburst. II. Integrating complex effects of photoperiod into process-based models. *Climate Research*, 2011, 46(2): 159-170.
- [32] 杨维忠, 张甜. Python 机器学习原理与算法实现. 北京: 清华大学出版社, 2023.
- [33] Schonlau M, Zou R Y. The random forest algorithm for statistical learning. *The Stata Journal: Promoting Communications on Statistics and Stata*, 2020, 20(1): 3-29.
- [34] 刘宜纲, 吕世华, 刘建忠, 刘文军, 黄开龙, 张嘉仪, 欧阳显辉, 李瑛. 2012—2016 年海淀区气传花粉物候特征及其与气象要素的关系. *应用生态学报*, 2019, 30(10): 3563-3571.
- [35] Nowosad J. Spatiotemporal models for predicting high pollen concentration level of *Corylus*, *Alnus*, and *Betula*. *International Journal of Biometeorology*, 2016, 60(6): 843-855.
- [36] Zhong J H, Xiao R B, Wang P, Yang X J, Lu Z L, Zheng J T, Jiang H Y, Rao X, Luo S H, Huang F. Identifying influence factors and thresholds of the next day's pollen concentration in different seasons using interpretable machine learning. *Science of the Total Environment*, 2024, 935: 173430.
- [37] Oh I B, Kim Y, Choi K R, Lee J H. Relationship between pollen concentration and meteorological condition in an urban area. *Journal of Korean Society for Atmospheric Environment*, 2013, 29(6): 780-788.
- [38] Aboulaich N, Achmakh L, Bouziane H, Mar Trigo M, Recio M, Kadiri M, Cabezudo B, Riadi H, Kazzaz M. Effect of meteorological parameters on Poaceae pollen in the atmosphere of Tetouan (NW Morocco). *International Journal of Biometeorology*, 2013, 57(2): 197-205.
- [39] Bruffaerts N, De Smedt T, Delcloo A, Simons K, Hoebeke L, Verstraeten C, Van Nieuwenhuysse A, Packer A, Hendrickx M. Comparative long-

- term trend analysis of daily weather conditions with daily pollen concentrations in Brussels, Belgium. *International Journal of Biometeorology*, 2018, 62(3): 483-491.
- [40] Matyasovszky I, Makra L, Csépe Z, Deák Á J, Pál-Molnár E, Fülöp A, Tusnódy G. A new approach used to explore associations of current *Ambrosia* pollen levels with current and past meteorological elements. *International Journal of Biometeorology*, 2015, 59(9): 1179-1188.
- [41] Kluska K, Piotrowicz K, Kasprzyk I. The impact of rainfall on the diurnal patterns of atmospheric pollen concentrations. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 291: 108042.
- [42] Cariñanos P, Guerrero-Rascado J L, Valle A M, Cazorla A, Titos G, Foyo-Moreno I, Alados-Arboledas L, Díaz de la Guardia C. Assessing pollen extreme events over a Mediterranean site: Role of local surface meteorology. *Atmospheric Environment*, 2022, 272: 118928.
- [43] Jochner S, Ziello C, Böck A, Estrella N, Buters J, Weichenmeier I, Behrendt H, Menzel A. Spatio-temporal investigation of flowering dates and pollen counts in the topographically complex Zugspitze area on the German-Austrian border. *Aerobiologia*, 2012, 28(4): 541-556.
- [44] Xu Y, Koroma A A, Weise S E, Fu X Y, Sharkey T D, Shachar-Hill Y. Daylength variation affects growth, photosynthesis, leaf metabolism, partitioning, and metabolic fluxes. *Plant Physiology*, 2023, 194(1): 475-490.
- [45] Lu S L, Ren J J, Hao X J, Liu D Y, Zhang R C, Wu M H, Yi F, Lin J, Shinich Y, Wang Q Y. Characterization of protein expression of *Platanus* pollen following exposure to gaseous pollutants and vehicle exhaust particles. *Aerobiologia*, 2014, 30(3): 281-291.
- [46] Malyshev A V, Blume-Werry G, Spiller O, Smiljanić M, Weigel R, Kolb A, Nze B Y, Märker F, Sommer F C J, Kinley K, Ziegler J, Pasang P S, Mahara R, Joshi S, Heinsohn V, Kreyling J. Warming nondormant tree roots advances aboveground spring phenology in temperate trees. *New Phytologist*, 2023, 240(6): 2276-2287.
- [47] Wang X P, Liu Y Z, Li X, He S B, Zhong M X, Shang F D. Spatiotemporal variation of *Osmanthus fragrans* phenology in China in response to climate change from 1973 to 1996. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 12: 716071.
- [48] Ariano R, Canonica G W, Passalacqua G. Possible role of climate changes in variations in pollen seasons and allergic sensitizations during 27 years. *Annals of Allergy, Asthma & Immunology*, 2010, 104(3): 215-222.
- [49] Zhang Y X, Steiner A L. Projected climate-driven changes in pollen emission season length and magnitude over the continental United States. *Nature Communications*, 2022, 13(1): 1234.
- [50] 何海娟, 张德山, 乔秉善. 北京城区空气中花粉含量与气象要素的关系初探. *中华微生物学和免疫学杂志*, 2001, 21(S2): 36-38.
- [51] 李合生. 现代植物生理学. 3 版. 北京: 高等教育出版社, 2012.
- [52] Djanaguiraman M, Narayanan S, Erdayani E, Prasad P V. Effects of high temperature stress during anthesis and grain filling periods on photosynthesis, lipids and grain yield in wheat. *BMC Plant Biology*, 2020, 20(1): 268.
- [53] Shekhawat K, Almeida-Trapp M, García-Ramírez G X, Hirt H. Beat the heat: plant- and microbe-mediated strategies for crop thermotolerance. *Trends in Plant Science*, 2022, 27(8): 802-813.