引用格式：卞萌,郭树毅,王威,等.融合植被遥感数据的北京市次日花粉浓度预测[J].地球信息科学学报,2021,23(9):1705-1713. [Bian M, Guo S Y, Wang W, et al. Next-day prediction of pollen concentration in Beijing by integrating remote sensing derived Leaf Area Index[J]. Journal of Geo-information Science, 2021,23(9):1705-1713.] **DOI:**10.12082/dqxxkx.2021.200475

融合植被遥感数据的北京市次日花粉浓度预测

卞　萌[1],郭树毅[2],王　威[2],欧阳昱晖[3*],黄颖菁[4],费　腾[4]

1. 武汉大学 遥感信息工程学院,武汉 430079; 2. 国家林业和草原局调查规划设计院,北京 100714; 3. 首都医科大学附属北京同仁医院,北京 100730; 4. 武汉大学资源与环境科学学院,武汉 430079

Next-day Prediction of Pollen Concentration in Beijing by Integrating Remote Sensing Derived Leaf Area Index

BIAN Meng[1], GUO Shuyi[2], WANG Wei[2], OUYANG Yuhui[3*], HUANG Yinqin[4], FEI Teng[4]

1. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Survey Planning and Design Institute of the State Forestry and Grassland Administration, Beijing 100714, China; 3. Department of Otolaryngology-Head and Neck Surgery, Beijing Tongren Hospital (Capital Medical University), Wuhan 100730, China; 4. School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: There has been an increase in the area and quality of vegetation coverage in many cities of China, which leads to a concomitant increase in the risk of allergenic pollen that affects human health. However, there is still limitation in the accuracy and regional applicability of pollen forecasting services, partly because pollen concentration predictors are more focused on meteorological observations rather than phenological observation of plants. For the seasonal trend of allergenic pollen concentration, phenological observations of vegetation may be an important indicator as well as meteorological factors, because the characteristics of vegetation phenology are directly correlated with pollen release. In this study, the time series Leaf Area Index (LAI) for tree and grass covers that reflects vegetation growth processes was derived from remote sensing techniques and represented as one of the predictors of pollen concentration in air. By combining the derived LAI information with the daily meteorological data, Nonlinear Autoregressive Neural Networks with External Input (NARXnet) combined with stepwise regression were employed to predict the pollen concentration in air of the next day in Beijing. The results show that (1) the three-day moving average of daily temperature, the cumulative temperature, LAI, and the first-order derivatives of LAI were key predictors of the next-day pollen concentration for the spring season, while the mean daily temperature, mean wind speed, the minimum daily air temperature, the three-day moving average of daily temperature, the cumulative temperature, and the LAI were key predictors of the next-day pollen concentration for the fall season; (2) in Beijing, the inclusion of remotely sensed phenological information could significantly improve the prediction accuracy of the pollen concentration for both the spring and autumn seasons from NARXnet model. According to the results, we conclude that, in combination with the meteorological factors, vegetation phenology information such as LAI obtained from remote sensing is an

收稿日期：2020-08-20；**修回日期**：2021-02-19.

基金项目：国家自然科学基金重点项目(2017YFB0503600)。 [**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China, Key Program No.2017YFB0503600.]

作者简介：卞　萌(1981—),女,山东德州人,博士,高级实验师,主要从生态环境定量遥感研究。E-mail: bian@whu.edu.cn

***通讯作者**：欧阳昱晖(1970—),女,云南昆明人,博士,主任医师,主要研究方向为鼻及鼻窦炎症性疾病,过敏性疾病的临床和基础研究。E-mail: oyyuhui@sina.com

effective predictor of the next-day pollen concentration.

Key words: windborne pollen; vegetation remote sensing; pollen concentration prediction; NARXnet; time series

***Corresponding author:** OUYANG Yuhui, E-mail: oyyuhui@sina.com

摘要：中国国土绿化状况公报指出，2010—2020年中国许多城市的绿化面积增加、绿化质量提高，可随之而来的影响人体健康的致敏性花粉风险也逐渐提高。本文利用遥感手段获得北京市乔木和草地生长区域平均植被叶面积指数（LAI）时间序列作为植被物候信息，并将其作为花粉浓度预测因子之一，结合日气象数据，使用具有外部输入的非线性自回归神经网络模型（NARXnet），进行北京市次日花粉浓度的预测。结果显示：① 通过逐步回归计算，对于春季数据，日均气温3日平滑，积温，叶面积指数（LAI）和叶面积指数一阶导为次日花粉浓度预测的关键变量；对于秋季数据，日均气温、平均风速、最低日气温、日均气温3日平滑、积温和叶面积指数（LAI）为次日花粉浓度预测的关键变量；② 加入遥感物候信息可显著地提高NARXnet模型的春秋时段的花粉浓度的预测精度。使用本文提出的结合叶面积指数的NARX模型后，预测模型的总体精度为71%。由此，本研究认为在原有气象因子的基础上，辅之以用遥感技术手段获取的大面积植被物候信息，如叶面积指数动态，可作为预测次日花粉浓度的一种有效手段。

关键词：风传花粉；植被遥感；浓度预测；非线性自回归神经网络；时间序列

1 引言

漂浮在大气低层的植物花粉颗粒，可引发人体的免疫变态反应。研究指出，空气中花粉浓度与过敏性呼吸道疾病特别是过敏性鼻炎和哮喘的发生和发展存在密切的季节性关联[1]。早在2000年开始，我国就有研究发现过敏患者和空气中花粉浓度密切相关：天津市公安医院通过分析2001—2005年门诊花粉过敏者皮肤试验呈阳性病例与同期天津市河西区气象铁塔站花粉观测资料，计算得出天津市气传花粉过敏患者占总花粉过敏人数的32.3%。在全国尺度下，2017年的统计研究发现花粉过敏症的发病率占过敏性鼻炎患者的30%以上[2-3]。在过去十年间，中国许多城市的绿化面积增加、绿化质量提高[4]，与此同时，影响人体健康的致敏性花粉风险也逐渐增高[5]，导致我国许多地区对花粉过敏的人群有增加的趋势[6]。因此，花粉浓度监测对花粉过敏人群具有重要的价值。目前，欧美许多国家已建立较为完善的大气花粉监测网络，花粉浓度报告、花粉预报已成为短期天气预报的标准组成部分[7]。而我国的花粉预报工作还处于相对早期，开展预报的城市还不多，即使开展，多数城市的花粉预报业务还相对单一。

最初，花粉预报工作仅仅依靠短期或者长期的气传花粉的监测数据，如根据前一天的花粉浓度的变化推测第二天的浓度，或根据长期连续的空气花粉的观测，分析致敏花粉来源，制定花粉日历[8-9]。随着研究的不断深入，人们发现花粉在大气中的扩散过程可以抽象为微粒在动态气体中的扩散。基于此假设，研究者使用粒子扩散模型来模拟花粉的传播路径及扩散范围，并进一步计算时空单元的花粉浓度。多数气传花粉模型基于拉格朗日随机模型（HYSPLIT，FLEXPART，SILAM-L，DERMA 和SNAP），亦有基于欧拉模型以及高斯烟羽模型[10]。此类模型以环境变量，特别是风速、风向、沉降速度、湍流强度为关键参量，定量地评估气传花粉扩散浓度的时空分布[11-12]。然而，在自然条件下获取时空精确的大气参数如湍流，潜热等并非易事。因此，目前花粉浓度预报主要使用统计学预报法，即根据花粉浓度与气象要素之间的经验关系，选择对花粉浓度有影响的气象因素作为预测因子，与测得的花粉浓度建立关联性模型，然后根据该模型进行预测。其中，大部分研究选取的气象预测因子中有平均气温、平均湿度和平均风速[9]，也有部分研究选取的气象因子中还包括阴晴、降雨、风向及气压。还有一类花粉预报研究，使用统计模型将气象因子和花粉历史观测值结合起来，依此预测气传花粉浓度[13-14]。在通过气象因子进行花粉的预报的研究中，线性模型是最常见的，如使用正交筛选多元回归方法对北京花粉浓度的预报[6]。也有研究基于非线性的预测模型，如基于粒子群优化和支持向量机建立的的花粉浓度预测模型[15]。

空气中花粉种类和浓度具有较强的时空特征——不同地区，不同时间段具有不同的变化模式，这在很大程度上是受一个地区地形地貌，自然条件，植被构成，微气候微生态，以及植物物候的影响。我国科研人员根据空气花粉观测数据，建立了北京地区空气花粉的数学模型，开展了短期花粉预

报工作，其预报值与实际观测等级具有很强的一致性[16]。然而，花粉预报服务在精度和区域普适性上，还存在一些不足之处。这可能是由于在对花粉浓度预测因子的选择上，以往研究更偏重气象观测数据，而轻视其他环境因子对植物的综合作用，特别是植被物候观测数据在花粉预测中的重要性。鉴于此，本研究将探索结合物候观测信息，能否提高花粉浓度预测的精度。

城市植被遥感可为城市植被景观和物侯分析提供基础数据，是城市植被学研究的重要内容[17]。特别是21世纪以来，遥感技术的快速发展和产业化应用，为城市监测提供了丰富的数据源。选择合适的卫星数据源和针对性的信息提取技术，可以快速精确地获取城市绿化覆盖时空动态特别是植物物候信息。由于北京地区在中国率先开展了花粉监测预报服务，存在较为完整的花粉浓度观测历史数据。因此本文以北京市为例，利用遥感手段获得北京市平均植被叶面积指数（LAI）时间序列，并将其作为花粉浓度预测因子之一，结合气象预测因子，使用具有外部输入的非线性自回归神经网络模型（NARXnet），进行北京市次日花粉浓度的预测。

2　研究区域概况、数据来源及处理

2.1　研究区概况

北京市总面积1.68万 km²，隶属暖温带半湿润气候区，西北部太行山和燕山环抱，中部和南部是潮白河永定河冲积形成的大平原。优越的地理环境造就了北京丰富的植被资源。近年来，北京城市绿化面积持续增加，截至2018年末，城市建成区的绿地率达到了48.4%，人均公园绿地面积达13.5 m²[18]。绿化植物中，高致敏性植物有油松、栓皮栎、洋白蜡、毛白杨、臭椿、白桦、白榆、圆柏等植物，主要属于柏科、松科、杨柳科、悬铃木科、豆科、苦木科、榆科、桦木科、壳斗科[19]。北京春季致敏花粉以榆科、柏科、松科、杨柳科等木本植物为主；秋季花粉以草本植物为主，有桑科、菊科、藜科、禾本科[2,20]。

2.2　指标的选取、数据来源及处理

研究数据包括花粉观测数据、气象数据和遥感物候数据收集3个部分。其中，本文所用花粉观测数据来自北京市气象局与北京同仁医院共同发布的微博（https://weibo.com/qixiangbj）。该数据代表北京地表高度大气中每日平均花粉浓度，其更新频率为每日，花粉浓度指数的单位为粒/千平方毫米。我们获取了自2015—2019年发布的所有花粉观测数据，从每年的4月初开始，至该年的9月底结束。本研究对近5年的每日花粉观测浓度指数按照“当日在当年的日序（Day of Year）”进行叠加，计算得出花粉浓度年度最小值（5年的日浓度均值）出现在第202天。由于春夏季节空气中主要是木本植物花粉占主导，秋季为草本植物花粉占主导，考虑到春秋两季的植被物候和花粉浓度的关联可能存在差异，因此将花粉观测数据集以每年第202天（7月20日）为界分为2个部分，分别是春季花粉数据集和秋季花粉数据集（图1）。

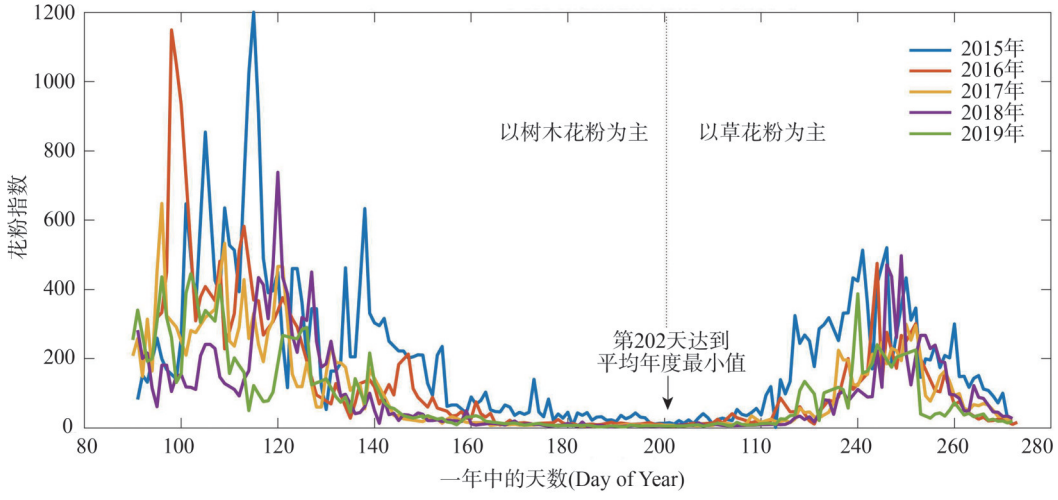


图1　北京市2015—2019年花粉浓度实测值年度模式

Fig. 1　Annual pattern of measured pollen concentrations in Beijing from 2015 to 2019

在自变量因子的选择上，我们根据已有文献的结论，初步选择了日均气温、露点、能见度、日平均风速、日最大风速、最高日气温、最低日气温、降雨量8个气象指标[1,13-14]，进一步地计算了其他6个衍生指标，包括：日均气温一阶导、平均风速一阶导、日温差、日均气温3日和7日平滑以及积温[16]。再使用逐步回归法剔除了关系不显著的因子，只保留与花粉浓度显著相关的参数作为模型预测因子，使模型更为简洁准确。

本研究气象数据收集于美国国家海洋和大气管理局（NOAA）国际气象观测网北京市气象站（https://www.ncdc.noaa.gov），获取了该站点2015年1月1日到2019年12月31日的日均气象数据。该数据集5年存在28天数据缺失，通过线性内插补全为时间序列数据。根据现有文献[6,16]，本文还计算了可能对花粉浓度有潜在重要影响的气象变量，包括：气温日较差、3 d移动平均气温（包括当天气温在内的前2 d均温）、7 d移动平均气温（包括当天气温在内的前6 d均温）、10 ℃上积温（从当年1月1日起算至当日）、日均气温一阶导，以及日均风速一阶导。

遥感物候数据的收集，本文采用了中分辨率成像光谱仪（MODIS）全球叶面积指数（Leaf Area Index, LAI）4 d合成产品MCD15A3H V6 level 4。LAI定义了相对于单位地面面积的植被叶子等效层数，是表征植被冠层结构和功能的关键参数，与植被的光合作用、蒸散以及物候等植物生长过程密切相关。对研究地表植被的动态发展，该指标具有重要意义。本研究中，通过遥感影像处理服务软件Google Earth Engine，编写程序利用监督分类方法从MCD15A3H数据集中分别提取研究区内无云区域每四日乔木生长区域和草地区域的LAI均值，再线性内插至2015年1月1日至2019年12月31日每日LAI作为一个物候特征（图2）。同时，也计算了每日LAI较前日的增量作为另一个物候特征。

2.3 预测模型的选取

2.3.1 利用逐步回归确定关键变量

在自变量很多时，其中有的因素可能对应变量的影响不是很大，而且自变量之间可能不完全相互独立，而存在互作关系。在本研究中，因变量是次日花粉浓度；自变量的备选集是包括当日在内的前k日的气象因子、季节相关LAI以及花粉观测数据。为了保持模型的简洁性，我们首先利用逐步回归法(Stepwise Regression)进行预测变量的筛选。在逐步回归模型中，提取哪些变量主要基于的假设是：在线性条件下，哪些变量组合能够解释更多的因变量变异（$p<0.05$），则将其保留。经过逐步回归统计，保留下来的前5日气象因子、物候因子和花粉历史观测数据作为显著的预测变量，代入NARX神经元网络进行次日花粉浓度的滚动预测。由于空气中花粉春夏季节主要由木本植物主导，秋季为草本植物主导，因此对于春夏季节的物候预测自变量的挑选，采用乔木区域LAI数据；秋季采用草地区域LAI数据。

2.3.2 利用NARXnet进行预测

动态神经元网络因其本质是非线性动态系统，具有自学习能力，在处理与时间相关的问题上具有独特的优势。故面对自然现象中大量存在的非线性、非平稳的复杂动态系统，有着较强的模拟和预测能力。基于神经元网络的机器学习在时间序列分析中以其良好的非线性特性、并行分布式的存储结

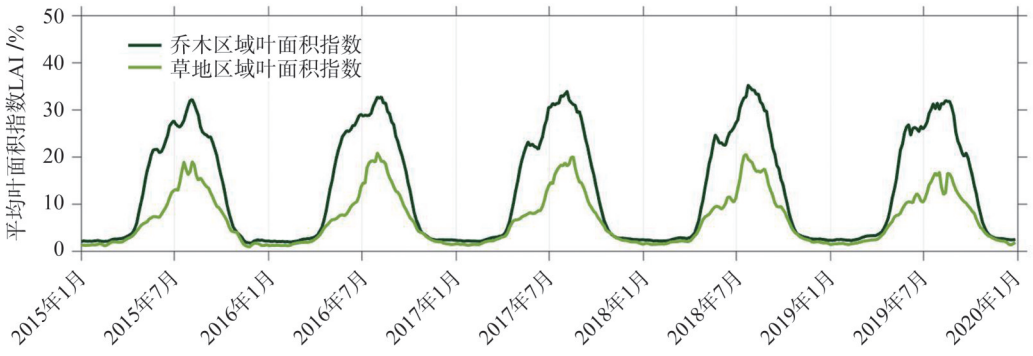


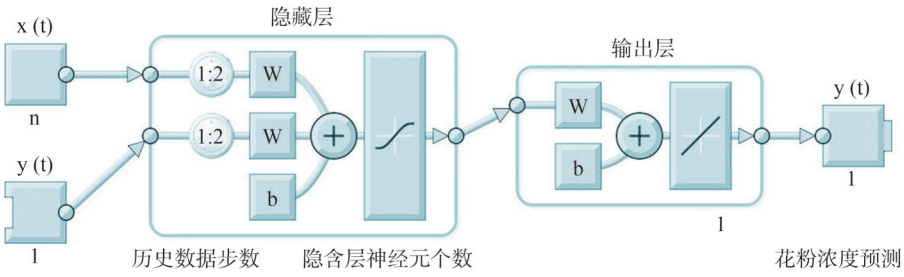
图2 MODIS MCD15A3H 监测数据中北京市乔木和草地生长区域2015—2019年日均LAI变化趋势

Fig. 2 Pattern of the annual tree and grass LAI variation in Beijing derived from MODIS MCD15A3H data (2015—2019)

构和较高的容错性等特点得到研究者的青睐[21-22]。其中，具有外部输入的非线性自回归神经网络（Nonlinear Autoregressive Neural Network with External Input, NARXnet）作为一种动态机器学习方法，可以通过给定一个时间序列的过去值和另一个外部多重时间序列（External or Exogenous time Series），来学习预测第一个时间序列，并具有较好的动态性和抗干扰能力，可以用来逼近任意的非线性动态系统。在本研究中，我们将构建一个NARXnet，使用花粉浓度时间序列的过去值（含当日花粉浓度），以及一个外部多重时间序列（多气象因子和物候特征的时间序列），来预测次日花粉浓度（图3）。

NARXnet基于线性ARX模型，类似反向传播神经元网络，也存在多层结构。它在反向传播神经元网络的基础上加入了延时和反馈机制，因此增强了对历史数据的记忆能力，是一种动态神经网络，常用于时序建模。从网络结构图可以看出，NARXnet需要设置当前值依赖过去值的个数k，同时还需要设置隐含层节点的个数n。预测时，则需要首先给出预测初始时刻的前k个当前和外部时间序列的值，将此作为输入，网络输出次日的花粉浓度预测值。在本文中，k设置为[0:4]，代表选用包括当日的前4日数据作为输入，预测次日花粉浓度；n=6，代表隐含层神经元节点数目为6个。这2个超参数的设置根据试错法：前者由0开始逐步增加1，并逐次计算绘制误差时间序列的自相关图（Autocorrelation of Error Time Series），考察相关性是否满足当前相关性高，邻域相关性低的原则来决定k的取值；对于n，为了模型的简洁性，由n=10开始逐步减少，直到模型给出的测试精度忽然大幅下降之前停止。

为了测试通过遥感得到的物候数据是否能显著地提高气象数据对次日花粉浓度预测的精度，我们进行了平行实验。一组Narxnet仅仅使用气象数据和花粉浓度历史数据作为输入进行训练；另一组使用气象数据、LAI数据以及花粉浓度历史数据作为输入进行训练。以70%数据为输入数据集（Training），15%为避免过拟合（Over-fitting）的验证数据集（Validation），15%为测试数据集（Testing）的比例来随机划分所有数据。考虑到神经网络初始权重的随机性以及划分训练样本中存在的随机性，我们将每组训练重复100次，最终得到花粉浓度预测值和次日实测值之间的均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）的均值和其第25个和第75个百分位数。



注：开环结构，参数待定。

图3　用于预测次日花粉浓度的具有外部输入的非线性自回归神经网络结构

Fig. 3　Structure of non-linear autoregressive neural network with external inputs for predicting next-day pollen concentrations

3　结果及分析

3.1　关键气象及物候变量

通过逐步回归计算，结果显示（表1）：对于春季数据，日均气温3日平滑，积温，叶面积指数（LAI）和叶面积指数一阶导为次日花粉浓度预测的显著因子；对于秋季数据，日均气温、平均风速、最低日气温、日均气温3日平滑、积温和叶面积指数（LAI）为次日花粉浓度预测的显著因子。它们都将作为关键气象及物候变量进入非线性自回归神经网络。

3.2　NARXnet模型预测结果

作为动态神经网络，NARXnet在求解时序问题中的优势是可以引入外部时间序列。本研究中，气象因子及物候时间序列作为外部的时间序列被引入模型，用于花粉浓度的预测。图4展示了使用2

表1 逐步回归得出显著气象及物候因子

Tab. 1 Significant meteorological and phenological factors from stepwise regressions

春季	系数	*t*值	*p*值	统计量	秋季	系数	*t*值	*p*值	统计量
日均气温	1.30	0.59	0.55	rmse: 133.7	日均气温**	6.02	3.34	0.01	rmse: 131.17
露点	−0.83	−1.20	0.23	rsq: 0.48	露点	0.19	0.14	0.88	rsq: 0.35
能见度	0.02	1.36	0.17	adjrsq: 0.48	能见度	0.03	2.04	0.41	adjrsq: 0.36
平均风速	4.25	1.36	0.17	fstat: 107.2	平均风速***	18.45	5.20	0.00	fstat: 42.2
最大风速	1.16	0.89	0.38	pval: 0.00	最大风速	−2.21	−1.14	0.15	pval: 0.00
最高日气温	0.24	0.17	0.86		最高日气温	−0.79	−0.37	0.26	
最低日气温	−1.02	−0.64	0.52		最低日气温*	4.92	3.88	0.02	
降雨量	−0.29	−1.05	0.30		降雨量	0.12	0.42	0.68	
日均气温一阶导	−0.21	−0.19	0.85		日均气温一阶导	1.50	0.93	0.32	
平均风速一阶导	0.99	0.39	0.70		平均风速一阶导	0.00	0.00	1.00	
日温差	0.51	0.52	0.61		日温差	−0.85	−0.41	0.56	
日均气温3 d平滑***	5.72	4.21	0.00		日均气温3 d平滑**	8.60	4.01	0.01	
日均气温7 d平滑	0.24	0.07	0.94		日均气温7 d平滑	−8.60	−1.94	0.06	
积温***	−0.02	−3.49	0.00		积温***	−0.01	−3.85	0.00	
叶面积指数(LAI)***	−12.96	−7.12	0.00		叶面积指数(LAI)***	−10.22	−5.61	0.00	
叶面积指数一阶导**	22.62	2.81	0.01		叶面积指数一阶导	0.56	0.12	0.95	

注：* $p<0.05$, ** $p<0.01$, *** $p<0.001$。

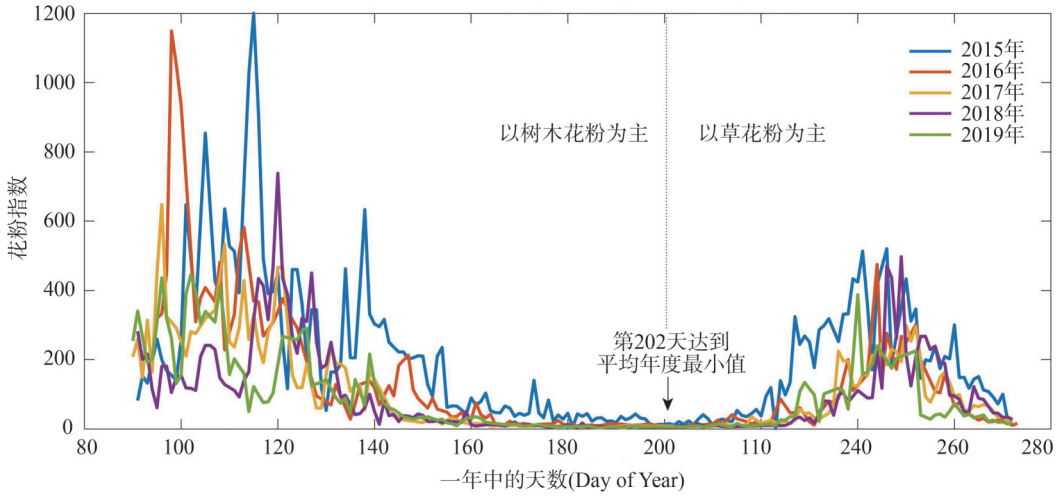


图4 分别预测2015—2019年春季和秋季次日花粉浓度的预测结果

Fig. 4 Predicted Next-Day pollen concentration in 2015—2019 spring and fall

个NARXnet，通过前5日气象数据、物候数据分别预测2015—2019年春季和秋季次日花粉浓度的预测结果。可以看到，相比逐步回归的线性模型，NARXnet模型的预测精度大幅提高。对春季数据，模型可以成功预报大多数花粉浓度，但模型有高估较低浓度和低估较高浓度的系统偏差。而对于秋季数据，总体预报精度较高，模型对较低花粉浓度的预测较好。

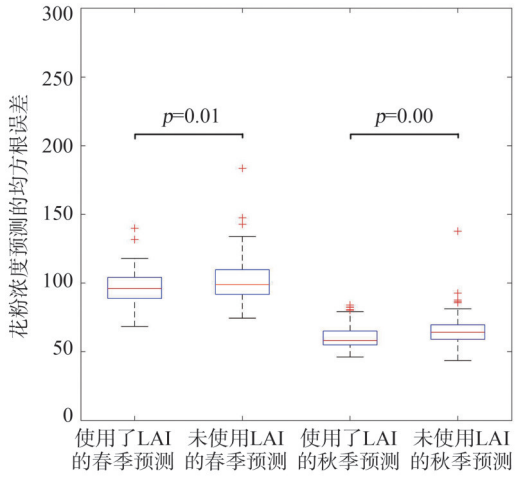


图5　加入遥感物候数据 LAI 和仅用气象数据训练对模型在春秋两季花粉预测表现的影响

Fig. 5　Performance of the predictive model by using only meteorological data and by adding phenological data

3.3　模型精度评价

为了进一步测试模型的稳健性，我们对春季模型和秋季模型进行了重复训练和重复测试（N=100）。图5展示了加入遥感物候数据LAI和不加入LAI而仅用气象数据训练的模型预测误差。结果显示，无论对于春季还是秋季数据，在预测变量中加入遥感获取的相应叶面积指数数据，都可统计上显著地提高模型对次日花粉浓度的预测精度。

在目前的花粉浓度测量和预报中，多数应用都使用离散化的方法，将花粉浓度分级。为了使本研究结果有一个更加贴近日常生活认知的精度结果，按表2中的分级方式[23]，得到混淆矩阵和次日花粉离散化数据的预测精度。结果显示，使用本文提出的结合叶面积指数的NARX模型后，预测模型的总体精度为71%。

表2　离散化的花粉浓度预测实测值混淆矩阵及离散化方案

Tab. 2　Confusion matrix of predicted and measured pollen concentrations

预测\实测	很低	较低	偏高	较高	很高	极高	总数/(粒/10³mm²)
很低	122	16	10	2	0	0	150
较低	3	68	14	4	0	0	89
偏高	0	13	78	24	0	0	115
较高	0	0	23	31	2	2	58
很高	0	0	1	6	0	0	7
极高	0	0	0	0	1	2	3
总数(粒/千mm²)	125	97	126	67	3	4	422

注：花粉浓度分级依据：很低：0~49粒/10³mm²；较低：50~99粒/10³mm²；偏高：100~299粒/10³mm²；较高：300~499粒/10³mm²；很高：500~799粒/10³mm²；极高：≥800粒/10³mm²。

4　讨论

在仅使用气象数据预测花粉浓度的研究中，植被的物候信息暗含在气象数据中——如合适的积温可导致植物进入新的物候期。从表1的统计量中也可以看出，无论是对春季数据还是秋季数据，“积温”都作为关键变量入选非线性自回归神经网络模型。这可视为一个佐证。然而，植被的叶面积指数（LAI）本身是一个物候指标，它的变化和植物花粉的释放动态一样，都是气候、环境作用的结果，可以视为区域气候对植被物候综合影响的指标之一。气候条件影响了植被的生长过程和物候期，而植被的物候直接影响了花粉开始传播的时间。因此，较之近日或当日的气象因子，植被物候变量与其花粉的传播关系更加密切。表1中的LAI不仅在春秋数据中都入选关键变量，其系数绝对值也相对于积温要大。这证明了LAI信息对次日花粉浓度预测的重要性。

对比国内外同类研究，吴振玲等[24]发现，天津地区多元线性和非线性模型的复相关系数在春季较低，在秋季较高。其相关系数R在0.49～0.80之间变化；Tomas等[25]发现，使用Logistic回归只能解释其西班牙西北地区的白桦树花粉57%的变化。相比之下，本研究选择的结合LAI的NARXnet模型更为优越，相关系数在春季和秋季都大于等于0.80.

由于植被LAI的动态变化可视为一段时间内

区域气候对植被物候综合影响的一个指标，故对比传统纯气象因子驱动的模型，本研究的方法可使模型在简洁的基础上也不失综合性。本模型的缺点，是由于训练数据所限，花粉预测结果在空间上没有明晰性，无法生产花粉浓度地图。在未来的研究中，拟将花粉的大气传播模型嵌入经过气象数据同化的气象模型，生产花粉浓度预测动态地图。

5 结论

研究结果指出，在预测因子中加入由遥感观测得到的北京地区LAI时间序列，可以显著地降低北京地区春季和秋季花粉次日浓度的预测误差大约5%。使用离散化方案评估，总体精度达到71%。由于植被冠层光谱的变化中隐含着植被物候信息，而植物花粉释放的关键时间节点以及何时达到释放峰值也是由植物所处的物候期决定的。虽然气象数据和花粉浓度存在强关联性，但植物物候信息和空气花粉浓度的关联亦很紧密。因此，加入对地观测得到的物候信息，可显著提高花粉预测精度。

本研究利用具有外部输入的非线性自回归神经网络模型（NARXnet）进行次日花粉预测。该模型主要具有以下优势：① 可以利用外部的多重时间序列数据来预测花粉浓度时间序列，在本研究中即联合利用了气候因子和LAI观测时间序列；② 可以利用花粉浓度的历史测量值不断改进未来预测精度；③ 当要求预测的指标不再是次日花粉浓度，而是未来几日的花粉浓度时，可以方便地把已训练好的开环NARXnet改为闭环模式（close loop），让t+1日花粉浓度的预测值通过闭环反馈为输入，再进一步地进行t+2、t+3日的预测。

综上所述，使用NARXnet模型，以气象因子作为预测因子，能以较高精度预测北京地区花粉次日浓度。在此基础上，辅之以遥感手段获得的区域植被叶面积指数（LAI）时间序列数据，可显著地提高次日花粉浓度的预测精度。

参考文献(References)：

[1] Dales R E, Cakmak S, Judek S, et al. Tree pollen and hospitalization for asthma in urban Canada[J]. International Archives of Allergy and Immunology, 2008,146(3):241-247.

[2] 欧阳昱晖,李颖,安羽三,等.中国北方夏秋季致敏花粉种属和浓度分析[J].中国耳鼻咽喉头颈外科,2020,27(4):184-187. [Ouyang Y H, Li Y, An Y S, et al. Analysis of pollen species and concentration in summer and autumn in Northern China[J]. Chinese Archives of Otolaryngology-Head and Neck Surgery, 2020,27(4):184-187.]

[3] Lou H F, Ma S Y, Zhao Y, et al. Sensitization patterns and minimum screening panels for aeroallergens in self-reported allergic rhinitis in China[J]. Scientific Reports, 2017,7:9286.

[4] 胡云锋,赵冠华,张云芝.北京城市绿化的时空动态分析[J].地球信息科学学报,2018,20(3):332-339. [Hu Y F, Zhao G H, Zhang Y Z. Analysis of spatial and temporal dynamics of green coverage and vegetation greenness in Beijing[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,20(3):332-339.]

[5] Sin B A, Inceoglu Ö, Mungan D, et al. Is it important to perform pollen skin prick tests in the season? [J]. Annals of Allergy, Asthma & Immunology, 2001,86(4):382-386.

[6] 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. [Zhang D S, Hai Y L, Feng T, et al. Applied research on the 1-4 day pollen concentration forecast in Beijing area[J]. Meteorological Monthly, 2010,36(5):128-132.]

[7] Adams-Groom B, Emberlin J, Corden J, et al. Predicting the start of the birch pollen season at London, Derby and Cardiff, United Kingdom, using a multiple regression model, based on data from 1987 to 1997[J]. Aerobiologia, 2002,18(2):117-123.

[8] 徐景先,李耀宁,张德山.空气花粉变化规律和预测预报研究进展[J].生态学报,2009,29(7):3854-3863. [Xu J X, Li Y N, Zhang D S. Advances in the variation of atmospheric pollen and its forecasting study[J]. Acta Ecologica Sinica, 2009,29(7):3854-3863.]

[9] 程晟.昆明主城区气传致敏花粉日历及预测模型建立[D].昆明:昆明医科大学,2015. [Cheng S.Establishment of calendar and prediction model of airborne allergic pollen in urban district of Kunming[D]. Kunming: Kunming Medical University,2015.]

[10] Sofiev M, Bergmann K C. Allergenic pollen[M]. Dordrecht: Springer Netherlands, 2013.

[11] 胡凝,陈万隆,刘寿东,等.水稻花粉扩散的模拟研究[J].生态学报,2010,30(14):3665-3671. [Hu N, Chen W L, Liu S D, et al. A model for simulating rice pollen dispersal[J]. Acta Ecologica Sinica, 2010,30(14):3665-3671.]

[12] 徐倩,陈渝,袁荣,等.大气湍流间歇性对玉米花粉风扩散的潜在影响[J].成都大学学报(自然科学版),2018,37(1):1-7. [Xu Q A, Chen Y, Yuan R, et al. Potential impacts of atmospheric turbulences intermittency on wind dispersal

of maize pollen[J]. Journal of Chengdu University (Natural Science Edition), 2018,37(1):1-7.]

[13] 刘宜纲,吕世华,刘建忠,等.2012—2016年海淀区气传花粉物候特征及其与气象要素的关系[J].应用生态学报,2019,30(10):3563-3571. [Liu Y G, Lyu S H, Liu J Z, et al. Phenological characteristics of airborne pollen and its relationship with meteorological factors in Haidian District, Beijing, China during the period of 2012-2016[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2019,30(10):3563-3571.]

[14] 孟龄,王效科,欧阳志云,等.北京城区气传花粉季节特征及与气象条件关系[J].环境科学,2016,37(2):452-458. [Meng L, Wang X K, Ouyang Z Y, et al. Seasonal dynamics of airborne pollens and its relationship with meteorological factors in Beijing urban area[J]. Environmental Science, 2016,37(2):452-458.]

[15] 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. [Zhao W F, Wang J L, Shang M, et al. Forecasting model of pollen concentration based on particle swarm optimization and support vector machine[J]. Journal of Computer Applications, 2019,39(1):98-104.]

[16] 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[J].中华微生物学和免疫学杂志,2001(S2):36-38. [He H J, Zhang D S, Qiao B S. Preliminary approach of the relationship between Airborne pollen amount and meteorological factors in Beijing urban area[J]. Chinese Journal of Microbiology and Immunology, 2001(S2):36-38.]

[17] 彭少麟,郭志华,王伯荪.RS和GIS在植被生态学中的应用及其前景[J].生态学杂志,1999,18(5):52-64. [Peng S L, Guo Z H, Wang B S. Applications of RS and GIS on terrestrial vegetation ecology[J]. Chinese Journal of Ecology, 1999,18(5):52-64.]

[18] 全国绿化委员会办公室.2018年中国国土绿化状况公报[EB/OL].2019. https://www.forestry.gov.cn/main/63/20190312/174137264929234.html. [National Greening Committee Office. 2018 China National Greening Status Bulletin [EB/OL], 2019. https://www.forestry.gov.cn/main/63/20190312/174137264929234.html.]

[19] 闫珂,杨华,李文芳,等.城市绿地致敏指数的改进研究及应用[J].北京林业大学学报,2020,42(5):96-105. [Yan K, Yang H, Li W F, et al. Improvement research and application of urban green zone allergenicity index[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2020,42(5):96-105.]

[20] 谷星月,王美丽,郝多.“缘起缘灭”,专家讲解气象条件与花粉过敏[EB/OL], 2018. http://www.xinhuanet.com/politics/2018-09/20/c_1123460452.htm. [Gu X Y, Wang, M L, Hao D. Experts explain weather conditions and pollen allergy [EB/OL], 2018. http://www.xinhuanet.com/ politics/2018-09/20/c_1123460452.htm.]

[21] Di Piazza A, Di Piazza M C,Vitale G. Estimation and forecast of wind power generation by FTDNN and NARX-net based models for energy management purpose in smart grids[J]. International Conference on Renewable Energies and Power Quality(ICREPQ'14), Cordoba (Spain), 2014,1(12):995-1000.

[22] Piazza A D, Piazza M C D, Vitale G. Solar and wind forcasting by NARX neural networks[J]. Renewable Energy and Environmental Sustainability, 2016,1(39):1-5.

[23] 北京市气象局和北京同仁医院.花粉观测数. [2020]. http://bjweather.iyuebo.com/pollen/. [Beijing Meteorological Service and Beijing Tongren Hospital. Pollen observation data[2020]. http://bjweather.iyuebo.com/pollen/.]

[24] 吴振玲,宛公展,白玉荣,等.72小时气传花粉预测模型研究[C]//中国颗粒学会第六届学术年会暨海峡两岸颗粒技术研讨会论文集.上海,2008:14-17. [Wu Z L, Wan G Z, Bai Y Y, et al. Study of Airborne Pollen Predictive Model in 72 Hours[J]. 6th Annual Conference of Chinese Society of Particuology cum Symposium on Particle Technology across Taiwan Straits. Shanghai,2008:14-17.]

[25] Cotos-Yáñez T R, Rodríguez-Rajo F J, Jato M V. Short-term prediction of Betula airborne pollen concentration in Vigo (NW Spain) using logistic additive models and partially linear models[J]. International Journal of Biometeorology, 2004,48(4):179-185.