王丽君,杜鹤强,范亚伟,等.东北亚地区沙尘气溶胶浓度及其影响因素[J].中国沙漠,2026,46(5):358-370.

东北亚地区沙尘气溶胶浓度及其影响因素

王丽君[1,2], 杜鹤强[1], 范亚伟[1,2], 杨胜飞[1,2], 刘永杰[1,2]

(1.中国科学院西北生态环境资源研究院 干旱区生态安全与可持续发展全国重点实验室, 甘肃 兰州 730000;
2.中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:沙尘气溶胶作为大气环境与气候变化的重要因子,其驱动机制研究对东北亚地区生态治理与气候适应策略制定至关重要。尽管已有研究从气象条件、生态过程以及人类活动等多方面阐述了沙尘气溶胶浓度的驱动机制,但相关因子之间往往表现出显著的非线性关联及多尺度变异特征。本文基于多种再分析资料,综合运用趋势分析与机器学习方法,系统地探讨了沙尘气溶胶的时空演变及其影响因素。结果表明:(1)在空间上,东北亚沙尘气溶胶浓度呈西高东低空间分布规律,高值区集中于蒙古戈壁及中国西北沙漠地区等沙尘源区,低值区主要集中在中国长江中下游地区、朝鲜半岛、日本等沙尘沉降区;在时间上,Theil-Sen趋势分析与Mann-Kendall显著性检验显示东北亚年均沙尘气溶胶浓度呈现出波动上升趋势,月均沙尘气溶胶浓度4月为峰值期。(2)在各机器学习模型中XGBoost模型展现出较好的模拟能力。(3)不同气候区驱动因子重要性存在显著差异,极端干旱区以风速为主导,干旱区风速是影响沙尘气溶胶浓度的最关键要素,其次为温度和土壤湿度,半干旱和亚湿润地区叶面积指数贡献率较高,湿润区相对湿度的作用较为显著,表征了从沙尘释放区到沉降区,气溶胶浓度分别受释放强度与沉降速率的影响。

关键词:沙尘气溶胶浓度;时空变化;东北亚地区;影响因素;机器学习

文章编号:1000-694X(2026)05-358-13 **DOI**:10.7522/j.issn.1000-694X.2026.00031

中图分类号:P4 **文献标志码**:A

0 引言

沙尘气溶胶是干旱与半干旱区裸露地表在强风作用下扬起的固体颗粒混合物,是对全球气候系统、生态环境和人类健康具有重要影响的大气成分[1-3]。对于全球气候系统来讲,沙尘气溶胶通过散射和吸收太阳短波辐射、改变大气热力结构,对地气间辐射收支产生直接气候效应[4-5];其作为云凝结核或冰核,通过改变云微物理过程以及云的生命周期,从而产生显著的间接效应[6]。此外,沙尘粒子含有铁、磷等关键营养元素,其远距离沉降可影响海洋初级生产力和陆地生态系统养分循环[7-8]。沙尘事件通常伴随能见度骤降和颗粒物浓度剧烈升高,可诱发呼吸系统疾病并对社会生产造成不利影响[9]。在全球气候变暖和干旱化加剧的背景下,沙尘气溶胶的区域特征和环境效应可能呈现新的变化趋势,这进一步凸显了对东北亚区域开展长期、系统化研究的重要性。

东北亚地区是全球沙尘活动活跃区域。该区域包含中国西北部的塔克拉玛干沙漠、内蒙古和蒙古高原的戈壁带等主要沙源区[10],是全球重要沙尘源地,年排放量占全球沙尘排放的10%~25%[11-12]。东北亚沙尘不仅影响中国北方和东部地区的大气环境,还可在西风带驱动下跨境传输至韩国、日本和北太平洋上空,强沙尘事件甚至可穿越太平洋抵达北美和北极[13-14]。跨区域输送使得沙尘在更大尺度上影响辐射平衡、云降水过程和生态系统生产力。近几十年快速城市化、土地利用变化以及区域气候波动,使东北亚沙尘气溶胶的空间格局与浓度变化呈现更复杂状态,这对区域大气污染治理与生态安全评估提出新的科学需求。因此,深入认识东北亚地区沙尘气溶胶浓度的长期时空变化特征,并系统识别其关键影响因素,对于阐明区域沙尘活动变化机制、提升沙尘事件预测能力具有重要的科学

收稿日期:2025-12-26; **改回日期**:2026-03-06
资助项目:国家自然科学基金项目(42271016)
作者简介:王丽君:(2002—),女,甘肃张掖人,硕士研究生,主要从事土壤风蚀方面的研究。E-mail: 19108170063@163.com
通信作者:杜鹤强(E-mail: dilikexue119@163.com)

和现实意义。

2021 年以来，一系列东亚地区的沙尘事件，使得沙尘气溶胶问题再次成为了公众关注的焦点。2021 年 3 月中旬，一次强烈的东亚沙尘暴事件影响到了蒙古高原以及中国北方广泛地区，导致大范围空气质量恶化、能见度显著降低，成为近年来最显著的春季沙尘过程之一[15]；2023 年 3—4 月，蒙古沙尘对中国北方沙尘浓度的贡献超 40%，进一步凸显出跨境沙尘输送对东亚大气环境的重要性[16]。东北亚区域的沙尘活动季节性强烈，通常在春季达到峰值，这与冬季风强度、土壤冻融过程以及植被返青前的裸土暴露等因素密切相关[17-19]。大量实证研究已分析了塔里木盆地、河西走廊、内蒙古高原等典型沙源区的沙尘释放强度及主要传输路径，揭示了自西向东、跨境扩散的基本输送格局[20-22]。尽管现有研究从多平台、多时间尺度对沙尘浓度进行了深入分析，但大多数研究受限于时段较短、空间分辨率不足或不统一，难以全面反映多年来气候变化背景下东北亚地区沙尘气溶胶的系统演变。

沙尘气溶胶的形成与输送是自然因素与人为因素共同作用的结果。在自然因素方面，风是扬沙的直接动力，近地面风场异常常导致沙尘事件的频率与强度显著变化[20]；同时，干旱导致的土壤湿度降低和地表裸露面积增加，会削弱土壤颗粒间的内聚力，从而增强地表的风蚀敏感性，促进沙尘排放[23-24]；植被覆盖的变化则会改变地表粗糙度，进而影响近地面沙粒启动的临界风速；此外，东亚冬季风的强度及厄尔尼诺等大尺度环流系统的周期性变化，也对沙尘的远距离输送路径和强度起到关键的调节作用[25-26]。人为因素方面，土地利用变化、工业排放等活动也可显著改变区域沙尘排放能力[22]。尽管已有研究从气象、生态和人为干扰等多个维度探讨了沙尘气溶胶浓度的影响因素，但这些因子之间存在着强烈的非线性相互作用与复杂的关系，传统线性统计方法难以全面揭示这些复杂机制。近年来，机器学习被广泛用于空气质量反演、气溶胶光学厚度估计、颗粒物浓度预测等研究领域，并在捕捉非线性关系、提升预测性能方面表现突出[27-29]。部分研究已将随机森林、梯度提升树、神经网络等方法应用于沙尘浓度估计或沙尘暴识别[30-31]。然而，在东北亚尺度上，基于机器学习的长时间序列的系统性研究仍较为匮乏，尤其缺乏针对不同干湿区域的沙尘驱动机制差异分析。

综上，当前东北亚沙尘气溶胶研究仍存在一定不足。一方面，现有研究多聚焦于典型沙尘事件或较短时间序列，对多年来沙尘气溶胶浓度的长期变化趋势及其阶段性特征缺乏系统认识；另一方面，不同干湿气候区在沙尘释放、传输与沉降过程中的主导机制存在显著差异，但基于干湿分区的对比研究仍相对不足。

因此，本研究目的为：分析东北亚沙尘气溶胶 1981—2023 年的时空演变特征；进一步采用 K 近邻（KNN）、支持向量机（SVM）、随机森林（RF）和极端梯度提升（XGBoost）4 种机器学习模型开展沙尘气溶胶浓度拟合，对不同干湿度的模型性能进行对比分析；并结合特征重要性分析，定量识别沙尘气溶胶的主要影响因素及其在不同干湿区的差异性控制机制。本研究有助于深化对东北亚沙尘气溶胶长期变化及其气候响应特征的认识，为区域大气环境质量演变研究及大气沙尘气溶胶污染防治提供科学依据。

1　研究区概况

东北亚地区涵盖中国、朝鲜、韩国、蒙古和日本，地理范围为 3°N—54°N、70°E—154°E，属于典型的东亚季风气候区（图 1）。该区域地势整体呈现西高东低格局，西部由青藏高原、帕米尔高原等构成第一阶梯带，向东逐渐过渡为内陆高原、盆地等第二阶梯带和东部沿海平原丘陵和低山地区。这种复杂的下垫面条件影响着区域大气环流和水热分配格局。依据联合国环境规划署（UNEP）的干旱指数划分标准，研究区内可划分为极端干旱、干旱、半干旱、亚湿润和湿润区域[32-33]。极端干旱与干旱区主要位于中国西北内陆的塔里木盆地、准噶尔盆地西部以及蒙古

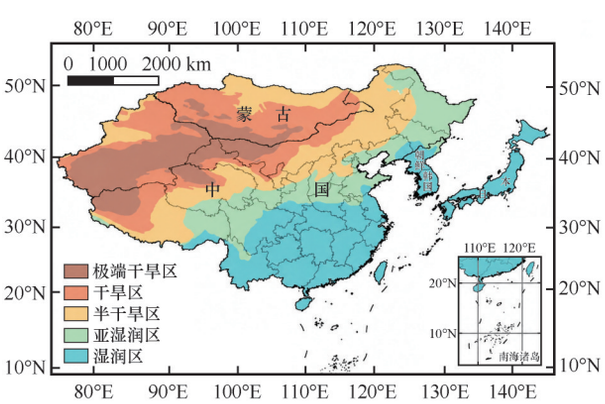


图 1　研究区示意图

Fig.1　Research area diagram

高原南部的戈壁沙漠等地，半干旱区涵盖内蒙古中东部草原、宁夏及陕北黄土高原北缘等区域，亚湿润区主要出现在华北平原中东部、辽东半岛、山东半岛和东北平原中东部以及朝鲜半岛中北部等地区，湿润区则分布于中国秦岭淮河线以南地区、朝鲜半岛南部以及日本列岛等沿海与多山地带。上述不同干湿度区域在空间上的分布，一方面决定了沙尘气溶胶释放后主要沿西风带向东输送的路径[20]，另一方面决定了大气气溶胶浓度成因具有典型的空间复杂性。

2 数据来源

2.1 沙尘气溶胶浓度数据

本研究采用现代时期研究与应用回顾性分析版本2（Modern-Era Retrospective analysis for Research and Applications，Version 2，MERRA-2）的大气再分析数据集开展东北亚地区的气溶胶时空变化分析。MERRA-2再分析数据集由美国航空航天局（NASA）戈达德太空飞行中心的全球建模与同化办公室（GMAO）主导，核心目标是整合NASA地球观测系统卫星的数据，旨在提供全球连续气象观测记录，用于气候研究和应用。本研究使用1981—2023年全球逐月沙尘气溶胶浓度数据来自MERRA-2“tavgM_2d_aer_Nx”数据集，空间分辨率为0.5°×0.625°，时间分辨率为1个月。

需要说明的是，MERRA-2气溶胶资料属于再分析产品，其沙尘气溶胶浓度由数值模式模拟并同化多源卫星气溶胶观测获得，因而不可避免地存在一定不确定性。已有研究基于地基观测和卫星反演资料对MERRA-2进行评估，结果表明其在东亚及其下风向区域能够较好描述沙尘气溶胶的空间分布格局及年际变化特征，在区域尺度和长期变化研究中具有较高的适用性[34]。鉴于本文关注的是1981—2023年东北亚地区沙尘气溶胶的长期时空变化特征，而非局地短时过程，研究中侧重分析相对变化及空间差异。在此尺度下，MERRA-2气溶胶资料在时间连续性和空间覆盖方面能够满足研究需求，其潜在不确定性不会对总体结论产生实质性影响。

2.2 影响因素数据

研究选取7个影响因素数据探究东北亚地区沙尘气溶胶浓度的时空变化规律，包括降水量、相对湿度、积雪深度、温度、风速、叶面积指数以及表层土壤湿度。1981—2023年全球月降水量、相对湿度、积雪深度、温度和风速数据来自欧洲中期天气预报中心（ECMWF）最新一代ERA5再分析资料，其空间分辨率为0.1°×0.1°（https://cds.climate.copernicus.eu）。0~10 cm深度逐月土壤湿度数据来自全球土地数据同化系统（Global Land Data Assimilation System，GLDAS），空间分辨率为0.25°×0.25°（https://disc.gsfc.nasa.gov）。研究使用的叶面积指数（LAI）数据分为两个阶段获取：1981—2021年数据来源于GLASS（Global Land Surface Satellite）项目基于AVHRR传感器的LAI产品，空间分辨率为0.05°×0.05°（http://www. glass. umd. edu）；2022—2023年数据则采用Google Earth Engine平台的MODIS LAI产品，空间分辨率为500 m。为获得1981—2023年连续一致的LAI数据，对LAI两套数据进行一致的质量控制与缺测填补，并将时间尺度统一为月尺度；其次，建立统一的空间网格0.05°×0.05°，采用双线性重采样将两套数据转换到同一分辨率与投影，从而得到时空连续的数据集。

为保证多源数据在空间尺度上的一致性并提高变量间的可比性，本文以ERA5再分析资料的0.1°×0.1°空间分辨率作为统一的目标网格。该分辨率既与关键气象驱动因子保持一致，又能够表征东北亚区域尺度上的长期气候与环境变化特征，同时避免将低分辨率数据强行升尺度所引入的不确定性。

在此基础上，统一各类数据的投影与网格对齐关系，并根据原始分辨率差异进行重采样：高于0.1°×0.1°的数据通过空间聚合转换，低于0.1°×0.1°的数据采用插值方法下采样。考虑到各变量均为连续型环境要素，统一采用双线性插值及加权平均方法。所有变量在统一至月时间尺度并限定于同一陆地掩膜后完成空间重采样，通过比较重采样前后的区域统计特征评估其影响，最终所有变量均被统一至0.1°×0.1°空间分辨率。

3 研究方法

3.1 统计学方法

Theil-Sen median趋势分析常与Mann-Kendall检验方法结合，用于判断长时间序列的空间变化趋

势。该方法不要求样本数据遵循特定分布，对误差具有较强的规避能力，已被广泛用于气象、水文等的趋势分析中。

Theil-Sen median 趋势分析是通过计算数据序列中两两数据对之间的斜率，将所有数据对斜率的中位数作为数据序列的总体变化趋势。

$$\beta = \mathrm{median}\left[\frac{X_j - X_i}{j - i}\right] 1981 < i < j < 2023 \quad (1)$$

式中：β是所有数据对的斜率的中位数；X_i和X_j是第i年和第j年的值。当β>0时，表示X呈上升趋势；当β<0时，则X呈下降趋势。

Mann-Kendall 检验方法来判断序列变化的显著性。

$$Z = \begin{cases} \dfrac{S-1}{\sqrt{\dfrac{n(n-1)(2n+5)}{18}}} & S > 0 \\ 0 & S = 0 \\ \dfrac{S+1}{\sqrt{\dfrac{n(n-1)(2n+5)}{18}}} & S < 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$S = \sum_{i=1}^{n-1}\sum_{j=i+1}^{n} \mathrm{sgn}\,(X_j - X_i) \quad (3)$$

$$\mathrm{sgn}\,(X_j - X_i) = \begin{cases} 1 & X_j > X_i \\ 0 & X_j = X_i \\ -1 & X_j < X_i \end{cases} \quad (4)$$

式中：X_i、X_j表示第i、j年X值；n表示时间序列长度。当统计值|Z|值大于等于临界值1.96、2.58时，表示时间序列的上升或下降变化趋势在统计学上通过置信区间为95%、99%的显著性检验；否则，变化趋势不显著。

3.2　机器学习

本研究选取K近邻（KNN）、随机森林（RF）、支持向量机（SVM）和极端梯度提升（XGBoost）模型对东北亚地区沙尘气溶胶浓度数据进行训练和测试，训练集占比70%，测试集占比30%，研究通过文献调研和多次模拟试验确定各个机器学习模型的参数范围并输入到对应的模型中对训练集进行训练，通过对比训练集的评估指标得到最优的模型参数并用于模型测试，基于测试集的评估结果最终得到机器学习模型的评估性能。

随机森林（Random Forest，RF）是典型的非参数集成学习方法，其核心思想是在自助采样基础上构建多棵决策树，并通过集成策略提升模型的预测稳定性与泛化能力。该方法在训练过程中能够同时实现特征选择与变量交互的自动建模，依托内置的变量重要性度量机制，有效识别对响应变量影响显著的预测因子。随机森林的预测性能主要通过提高单棵树的分类或回归精度以及降低树与树之间的相关性来实现；二者的平衡直接关系到整体模型的泛化表现[33]。

支持向量机（Support Vector Machines，SVM）是常用于分类、时间序列预测、回归建模和模式识别的统计学习方法，其理论基础源于结构风险最小化原则。在进行分类任务时，SVM通过寻找能够最大化类间间隔的最优超平面，从而提高模型的泛化能力和分类准确性。

K近邻（K-Nearest Neighbor，KNN）是典型的基于距离度量的非参数方法，其核心思想是通过衡量样本间的相似性来完成分类或回归任务。为了避免不同量纲的特征对距离计算造成偏差，算法通常先对各特征值进行标准化处理。在搜索与目标样本最相近的k个邻域样本时，KNN多采用欧氏距离来计算标准化特征之间的差异程度。由此，新样本的预测结果将基于其与训练集中样本的距离关系，通过邻域样本的属性或数值特征进行推断，从而实现对未知样本的有效估计[35-36]。

极端梯度提升（Extreme Gradient Boosting，XGBoost）是梯度提升决策树（Gradient Boosting Decision Tree，GBDT）的高效扩展与工程化实现，被广泛认为是当前集成学习模型中的代表性方法。不同于随机森林的并行树构建策略，XGBoost采用串行的Boosting框架，通过逐棵构建决策树来逐步优化模型性能。具体而言，每一棵新树的训练目标在于逼近前一轮模型的残差，从而不断减少整体模型的偏差，实现预测能力的迭代提升。XGBoost在其目标函数中显式引入了正则化项，该机制不仅有助于控制模型结构的复杂度，还能有效缓解过拟合问题，提高模型在大规模、高维数据上的泛化能力。此外，通过支持二阶梯度优化、列采样、并行计算及高效内存管理等策略，XGBoost在准确性与计算效率方面均表现突出[37-38]。

研究中选取了3项关键指标——平均绝对误差（Mean Absolute Error，*MAE*）、均方根误差（Root Mean Square Error，*RMSE*）以及拟合优度（Coefficient of Determination，R^2）来评估所构建的模型。平均绝对误差（*MAE*）表示预测值与实际值之间的平

均绝对差异。*MAE* 值越小，说明模型预报精度越高。均方根误差（*RMSE*）是模型预测值与观测值之间差异的均方根，*RMSE* 的值越小，表示模型准确性越高。拟合优度 R^2，也称决定系数，是用来衡量回归趋势线与观测值之间的拟合程度的重要指标。R^2 越接近 1，表明模型对数据的拟合程度越好。

4 结果与分析

4.1 东北亚地区沙尘气溶胶浓度时空变化特征

4.1.1 空间变化

图 2 展示了东北亚地区 1981—2023 年沙尘气溶胶浓度的年均值空间分布。东北亚地区的沙尘气溶胶浓度为 2.37~536.15 μg·m^{-3}。高浓度区域分布于蒙古南部的戈壁及荒漠带、中国西北的塔里木盆地、内蒙古高原、河西走廊以及黄土高原等干旱与半干旱地区。低浓度区域位于中国秦岭淮河线以南、朝鲜半岛南部以及日本列岛的亚湿润与湿润地区。由于蒙古戈壁、塔里木盆地和河西走廊这些地区下垫面松散、年降水量少于 100 mm、植被覆盖率低于 10%，且春季风速可达 12 m·s^{-1}，使得这些区域成为主要的沙尘源区，因此，该区域大气沙尘气溶胶保持了较高的浓度[39]。同时，宁夏、陕西、山西与华北地区大部分处于蒙古戈壁和塔里木盆地沙尘向东输送并沉降的主要影响范围内，其中宁夏一带是东北亚重要的沙尘过境通道，陕西与山西所处的黄土高原北缘土壤细粒物质丰富、地表干燥且植被覆盖相对较低，在强风过程下更易发生地表物质起动，使外来沙尘与本地沙尘叠加，使得该地区成为沙尘浓度次高值区域[40]。此外，人类活动，特别是中蒙边境的过度放牧和开垦，导致土壤退化并增加松散物质的形成；同时中国西北至华北地区的土地利用变化、城镇化等也会对沙尘气溶胶浓度产生显著影响[41]。

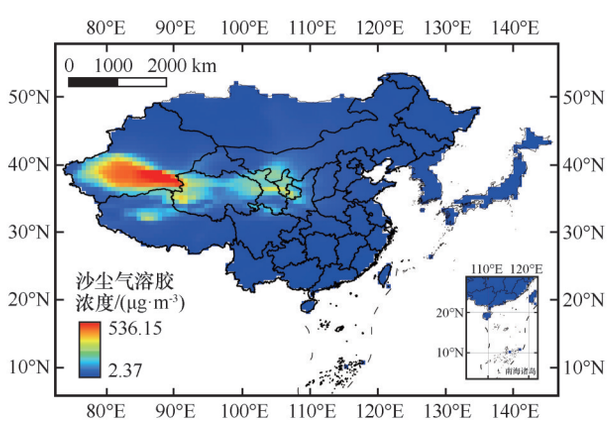


图 2 东北亚地区 1981—2023 年沙尘气溶胶浓度的年均值空间分布

Fig.2 The spatial distribution of the annual average concentration of dust aerosol in Northeast Asia from 1981 to 2023

图 3 展示了 1981—2023 年东北亚地区 1—12 月的沙尘气溶胶月均浓度空间分布。总体而言，高浓度区域主要在蒙古高原和中国西北部地区，而低浓度区域则位于东部沿海及南部地区。该分布格局在全年中较为稳定，但沙尘气溶胶浓度和扩散范围随时间变化而波动。东北亚沙尘气溶胶浓度扩散范围最大的是 4、5、3 月，沙尘气溶胶浓度分布大致是以塔里木盆地和蒙古戈壁为中心，由西向东形成相对连续的扩散带；浓度也从源区向中国西北、华北地区及东北方向递减，中国长江中下游地区以及日本大部分地区沙尘气溶胶浓度总体维持低值。4、5、3 月的月均沙尘气溶胶浓度分别为：64.8、63.7、54.53 μg·m^{-3}。随着夏季风的增强，植被覆盖度和降水增加，沙尘气溶胶浓度影响范围显著缩小，主要集中在中国西北内陆和华北地区，在 1 月沙尘气溶胶浓度达到全年最低，为 33.52 μg·m^{-3}，浓度高值仍然局限在塔里木盆地周边，并在河西走廊及黄土高原地区呈现浓度的次高值区，浓度低值区主要分布在中国华北、朝鲜半岛与日本列岛等地区。

4.1.2 时间变化特征

从年尺度来看，1981—2023 年东北亚区域平均沙尘气溶胶浓度年际波动明显，最高值出现在 2010 年，浓度约为 53.8 μg·m^{-3}，最低值出现在 1991 年，浓度约为 38.9 μg·m^{-3}，年际变率约 7.5%（图 4A）。但东北亚地区沙尘气溶胶浓度总体呈上升趋势：经过 Mann-Kendall 检验得到 Z=2.281，表明在 95% 置信区间内沙尘气溶胶浓度存在显著上升趋势；Theil-Sen 斜率 β=0.102 μg·m^{-3}·a^{-1}，说明研究期内区域平均浓度每年以约 0.10 μg·m^{-3} 的速率增加。月平均序列显示（图 4B），东北亚沙尘气溶胶具有显著季节性：3—4 月达到年内峰值，5 月开始迅速回落，夏季和冬季浓度普遍较低，这一季节型与基于站点观测与卫星反演得到的东亚沙尘活动规律基本一致[42-43]：春季在强盛的西北风和冷空气活动控制下，沙尘源区土壤尚处于干燥裸露状态，易被大风吹蚀并进行长距离输送；而夏季受东亚季风降水及植被生长影响，地表湿度和植被覆盖度增加，显著抑制了扬沙过程[10,13]。冬季虽同样偏冷干，但近地

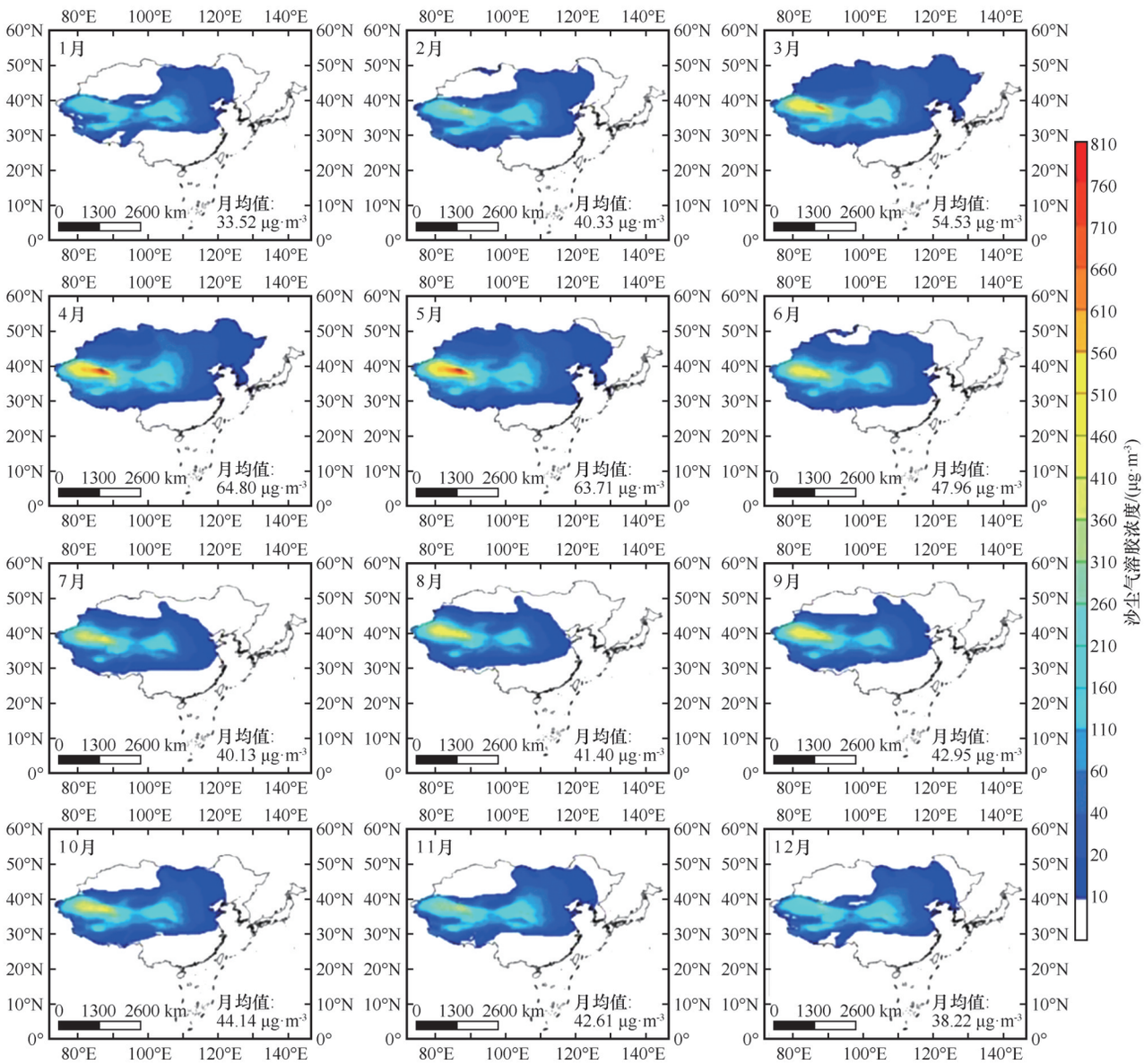


图 3　1981—2023 年东北亚地区沙尘气溶胶浓度月均浓度空间分布

Fig.3　Spatial distribution of monthly average concentrations of dust aerosol in Northeast Asia from 1981 to 2023

面风速和对流层大尺度不稳定度相对弱于春季，且部分地区存在积雪覆盖，使得冬季沙尘浓度总体低于春季峰值[18]。因此，从年际和月际两个时间尺度综合来看，东北亚沙尘气溶胶浓度变化受大尺度环流、干湿状况与下垫面条件的共同作用。

对 1981—2023 年东北亚地区沙尘气溶胶浓度变化进行了定量评估（图 5）。蒙古高原南部、新疆塔克拉玛干盆地以及华北北部等沙源区表现为显著甚至极显著的增长趋势，是长期沙尘活动影响的核心区域；相反，东北地区、朝鲜半岛北部及部分东部沿海区域则呈现显著下降或极显著下降趋势。总体来看，东北亚沙尘气溶胶浓度呈现沙尘源区增强而沉降区减弱的空间格局。该空间分异特征表明，东北亚沙尘气溶胶浓度在沙源区的变化主要受沙尘排放强度及其年际波动的控制，而在下风向区域的变化则更多体现为大气输送条件与沉降过程共同调节的结果。东北亚地区沙尘气溶胶浓度变化呈现显著增加的趋势，但也有部分区域呈现下降趋势（表 1）。约 73.7% 的区域沙尘气溶胶浓度呈现出极显著或显著增加的趋势，2.19% 的区域沙尘气溶胶浓度无变化，约 24.11% 的区域沙尘气溶胶浓度显示下降趋势。这种变化格局，可能与近几十年来沙源区气候干旱化加剧、地表植被覆盖下降及土壤裸露程度增加有关，从而提高了沙尘排放趋势；而

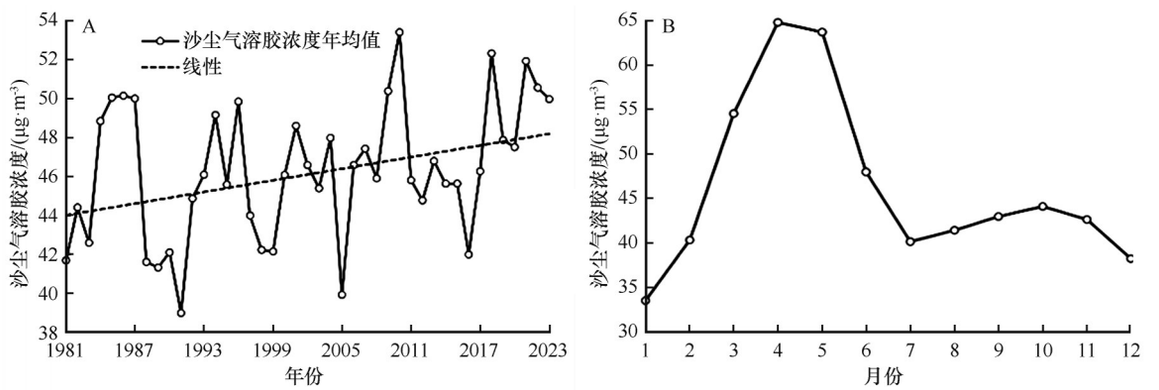


图4 1981—2023年东北亚地区沙尘气溶胶浓度的年均值及月均值变化

Fig.4 The annual and monthly average changes of dust aerosol concentration in Northeast Asia from 1981 to 2023

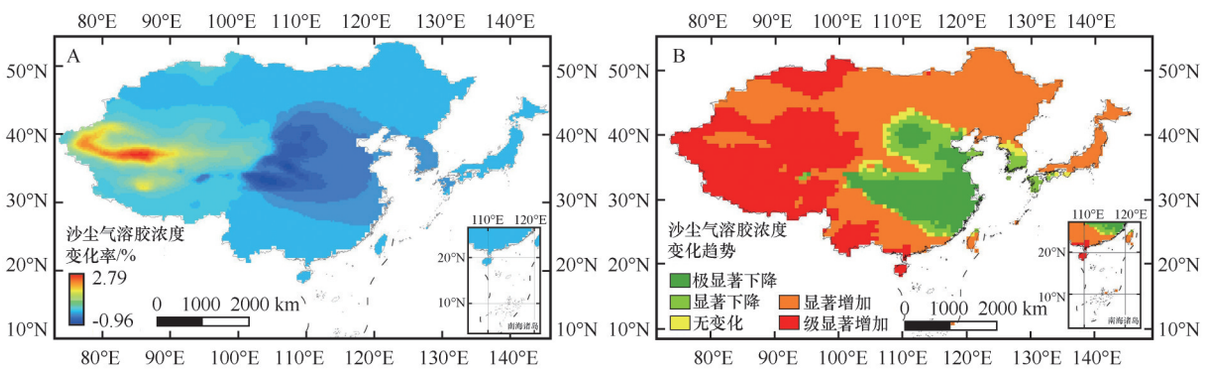


图5 东北亚地区1981—2023年沙尘气溶胶浓度变化率及变化趋势显著性分布

Fig.5 Spatial distribution of the rate of change in dust aerosol concentration and the significance of the temporal trend over Northeast Asia during 1981-2023

表1 东北亚沙尘气溶胶浓度变化统计

Table 1 Statistical data on the variation of dust aerosol concentration in Northeast Asia

沙尘气溶胶浓度变化	面积比例/%
极显著增加	22.16
显著增加	51.54
无变化	2.19
显著下降	7.97
极显著下降	16.14

在沙尘沉降区域，植被恢复、地表粗糙度增加以及湿沉降条件改善，可能共同提高沙尘气溶胶的清除效率，从而减弱其在大气中的长期累积。

4.2 4种机器学习模型对东北亚不同干湿区域的预测结果比较

对比4种机器学习模型在不同干湿区对沙尘气溶胶浓度的预测效果（表2，图6），可以得出以下结论：XGBoost模型预测效果最好，SVM模型预测效果最差。整体来看，XGBoost在大多数区域中都显示出较高的预测精度。在不同的干湿区，XGBoost的R^2值普遍较高（R^2>0.77），且*RMSE*和*MAE*表现良好。特别是在干旱区和亚湿润区，*RMSE*和*MAE*分别是33.84、8.84 μg·m^{-3}和17.75、4.26 μg·m^{-3}。这表明XGBoost能够有效捕捉沙尘气溶胶浓度的变化趋势，预测误差较小。与其他模型相比，XGBoost的高R^2值和较低的误差使其成为最佳模型。

尽管KNN和RF也能较为准确地模拟沙尘气溶胶浓度，尤其是在干旱区和半干旱区，两者的R^2值分别达到0.89和0.86，但它们的预测性能略差于XGBoost。尤其是在误差度量方面，KNN和RF表现较为稳定，但仍未达到XGBoost的高精度。SVM模型的预测效果明显较差，尤其在极端干旱区和半干旱区，其R^2值分别只有0.47和0.18，远低于其他模型。尽管SVM具备非线性拟合能力，但在本研究中，沙尘气溶胶浓度与多种气象因子之间可能呈现显著的时空非平稳性与多尺度变异特征。模型对不同区域下的局部响应差异拟合不足，导致预测精

表 2　不同机器学习模型的统计参数

Table 2　Statistical parameters of different machine learning models

	KNN			RF			SVM			XGBoost		
	R^2	*RMSE* /(μg·m^{-3})	*MAE* /(μg·m^{-3})	R^2	*RMSE* /(μg·m^{-3})	*MAE* /(μg·m^{-3})	R^2	*RMSE* /(μg·m^{-3})	*MAE* /(μg·m^{-3})	R^2	*RMSE* /(μg·m^{-3})	*MAE* /(μg·m^{-3})
极端干旱区	0.81	64.08	35.31	0.79	66.97	38.99	0.60	92.94	57.75	0.80	64.75	38.47
干旱区	0.80	35.81	17.44	0.83	34.37	16.62	0.18	75.94	37.03	0.84	33.84	17.75
半干旱区	0.82	20.73	9.89	0.78	22.82	11.65	0.47	35.37	17.48	0.77	23.68	12.98
亚湿润区	0.89	9.45	3.84	0.86	10.37	4.31	0.53	19.22	6.16	0.90	8.84	4.26
湿润区	0.82	8.10	3.16	0.79	8.89	3.54	0.52	12.43	4.97	0.78	8.82	3.72

度与稳定性受限;SVM的表达能力受到支持向量数量的限制,其模型结构属于全局逼近方式,在空间异质性强、局部过程主导的沙尘浓度模拟预测中适应性较弱[44]。SVM无法有效适应这些复杂的变化,导致较高的误差和低拟合度。综上,4种模型在不同干湿类型下的差异体现了区域沙尘过程的空间非均质性及模型对复杂环境过程的适应能力差异。其中XGBoost拥有最高的解释度与最低的误差,是最适合用于本研究的模型,KNN和RF模型次之,而SVM的表现最差。

4.3　基于机器学习模型的沙尘气溶胶浓度影响因素分析

根据对不同气候区特征变量重要性的分析,各因子对沙尘气溶胶浓度的贡献存在显著差异,且XGBoost能够较好地捕捉这些因子的复杂关系(图7)。

在极端干旱区,风速在此区域的贡献率最高,表明在极端干旱条件下,风速是沙尘气溶胶浓度变化的主导因素。叶面积指数和积雪深度的贡献较低,表明极端干旱区的沙尘释放主要受到风速的驱动,植被变化和表层积雪变化在该区对沙尘的抑制作用相对弱。在干旱区,土壤湿度对沙尘释放的抑制作用逐渐增加,叶面积指数的重要性也有所提升,反映出干旱区的植被覆盖度和表层土壤的湿度对沙尘释放具有一定的调节作用。相比极端干旱区,温度的影响在干旱区较为显著,这与地区对流作用有关,温度上升,对流作用增强,进而使得该地区地表释放的沙尘随着对流作用进入大气。在半干旱区和亚湿润地区,叶面积指数的贡献率增加,表明在这些区域植被覆盖度是抑制沙尘释放的主要因素,说明从干旱区到亚湿润区,随着降雨量的增加和植被覆盖度的提高,沙尘释放作用得到有效抑制。但风速和温度的贡献仍然较高,表明在半干旱和亚湿润地区依然存在沙尘的释放。在湿润区,土壤湿度和相对湿度在这一区域的作用较为显著,空气湿度增大,增加了沙尘成为凝结核的概率,加快了沙尘湿沉降的速度。

相比XGBoost,其他模型如KNN、RF和SVM在不同区域的表现有所差异。首先,RF和KNN在绝大多数区域的特征重要性与XGBoost较为相似,但它们在特征的贡献度上略显不平衡。例如,在干旱区和半干旱区,RF和KNN同样突出风速和温度的重要性,但XGBoost在识别非线性特征交互方面表现更好,能够更精确地反映风速与温度、叶面积指数等变量的复杂关系。SVM模型则在特征变量的重要性上较为分散,尤其在极端干旱区和半干旱区,其对风速和叶面积指数的识别能力较弱,导致该模型在这些区域的预测效果较差。这可能是因为SVM在处理复杂的非线性关系时存在局限,特别是在风速和温度等变量的交互作用较强时,SVM未能充分捕捉这些关系,导致其特征贡献的准确性较低。

5　讨论

蒙古戈壁和塔里木盆地作为核心沙尘源区,其极端干旱气候和稀疏植被使得地表易受风力侵蚀,从而产生大量沙尘颗粒。这与已有研究强调的干旱半干旱区地表脆弱性与沙尘暴发生密切相关的观点一致[45-46]。塔克拉玛干沙漠,作为中国西北内陆地区最大的沙漠,其特殊的地理和气候条件使其成为东北亚重要的沙尘释放区[47]。同时,河西走廊、腾格里沙漠、巴丹吉林沙漠等地区作为沙尘传输路径的下游区域,其较高的沙尘气溶胶浓度一部分是由蒙古气旋驱动的远距离传输和沙尘沉降所

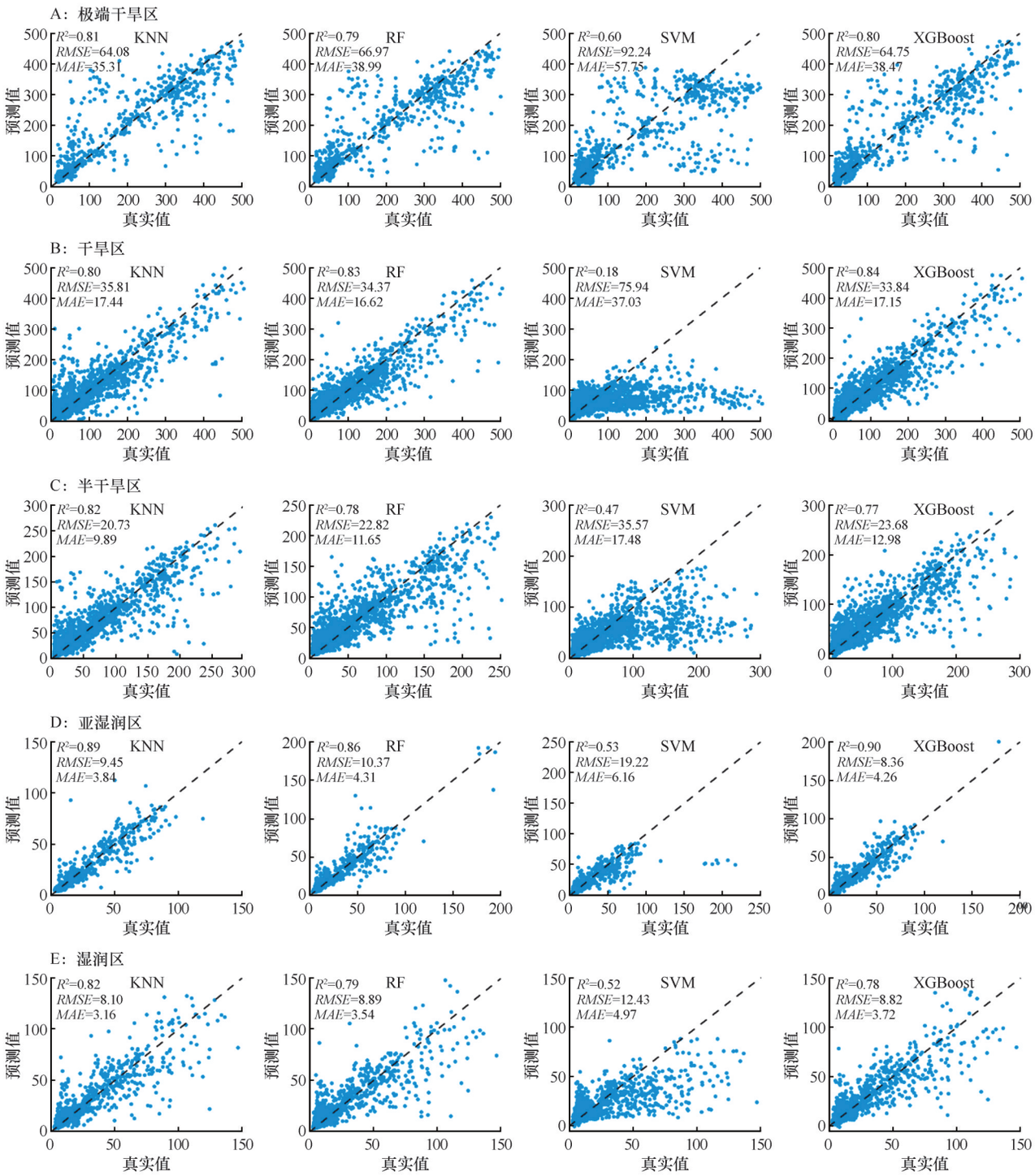


图 6 4种模型在东北亚不同干湿区沙尘气溶胶浓度预测结果（μg·m^{-3}）

Fig.6 Prediction results of dust aerosol concentrations (μg·m^{-3}) in different dry and wet regions of Northeast Asia by four models

致，同时也有本地沙尘的释放，使得这些区域形成了沙尘气溶胶浓度的次高值区。这表明沙尘污染不仅是源区问题，更是区域乃至跨区域影响的结果。有研究指出，蒙古气旋是影响中国北方地区沙尘暴天气的重要天气系统，其强大的动力作用能将源区沙尘长距离输送[48]。在沙尘传输过程中，由于风速减弱、地形阻挡、降水冲刷等因素，颗粒物发生沉降，中国华北平原、朝鲜半岛以及日本列岛也会受到来自沙尘源区的影响。

月尺度分析显示，沙尘气溶胶浓度在春季（3—

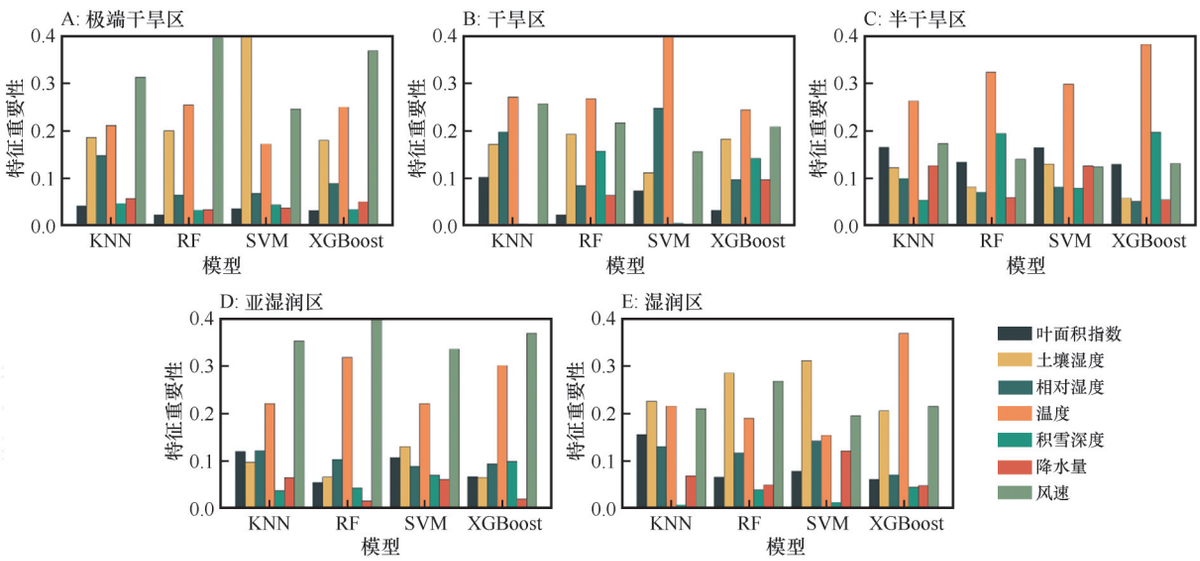


图 7　4种模型在东北亚不同区域特征变量重要性

Fig.7　Importance of characteristic variables of the four models in different regions of Northeast Asia

5月）显著上升，尤其在4月达到全年最高值，已有模型与观测结果表明，春季干燥条件、增强的风力和低湿度是沙尘气溶胶释放和长距离输送的关键因素，4月常为沙尘排放高峰；而在夏季降水增加、植被覆盖改善的条件下，尘粒易被湿沉降和地表湿润条件抑制，导致浓度显著下降[49]。Theil-Sen与Mann-Kendall分析表明，沙尘气溶胶在沙源区呈显著上升趋势，而在东北亚沿海地区表现为下降趋势。这一异质性趋势可能受多因素共同作用：一是全球与区域气候变化影响下风力、降水和植被条件变化。二是区域退耕还草（林）、植被恢复等工程的持续推进，如东部沙地和黄土高原地区植被恢复，有效抑制了沙尘释放；而在西部地区由于气候干燥，植被承载力低，即使有生态工程部署，效果也不太显著。三是长期污染控制政策的实施践行。如城市绿化和喷水工程，导致空气湿度增大，有效地促进了沙尘湿沉降。上述变化与东亚沙尘排放时空变化研究中发现的沙尘源区与沉降区的差异性一致[49]。

XGBoost的高R^2值和较低的误差使其成为沙尘气溶胶浓度预测最佳模型。XGBoost作为一种基于梯度提升树的集成学习方法，在处理复杂的非线性关系和高维特征时具有天然优势。XGBoost模型在预测空气污染浓度时能够获得比随机森林和深度学习更高的拟合优度和更低的误差指标，尤其在集成大量气象与环境变量的情况下表现稳定优越，证明其能够有效捕捉非线性关联和变量交互效应[50]。其次，随机森林作为另一种基于决策树的集成方法，在许多空气质量预测任务中也表现出了良好的预测能力，具备较强的非线性拟合能力与变量重要性评估功能。随机森林通常能够在空气污染物预测中获得较高的解释度，仅次于XGBoost，并且在数据噪声和缺失值存在的情况下表现相对稳健[51]。相比之下，KNN由于其基于局部距离度量进行预测，在高维度、复杂非线性环境条件下往往对噪音与异常值更敏感，因此其预测性能只能够在部分区域达到可接受水平。SVM由于对核函数选择和参数调优高度敏感，面对具有复杂非线性特征的数据集时往往难以表现出稳定高精度性能。这主要是因为SVM的模型结构对非线性映射依赖于核技巧，且在空间异质性强的数据集上较难学习到有效的模式[50]。

基于XGBoost模型的特征重要性分析，揭示了影响沙尘气溶胶浓度的主导因子存在显著的空间异质性，并呈现出随区域干湿条件变化的规律。在极端干旱区，风速的贡献率最高，在该区域植被稀少、土壤干燥的条件下，风速是沙尘释放和传输的首要控制因子[52]。在干旱区，风速和温度共同成为主要影响因素，表明该地区大气对流作用会进一步引发沙尘释放过程；在半干旱区，叶面积指数和土壤湿度的贡献率提升，反映出下垫面条件的变化对沙尘释放的抑制作用逐渐增强[53]。随着湿润度的增加，在亚湿润区和湿润区，叶面积指数、土壤湿度和相对湿度的贡献显著提高，表明在这些区域，沙

尘浓度受到地表覆盖状况和大气湿度的影响，能够加快沙尘湿沉降的速度，进而降低沙尘气溶胶浓度。模型对比分析表明，RF和KNN模型在特征重要性排序上与XGBoost较为相似，但XGBoost因其正则化机制和提升算法，在捕捉风速、温度与叶面积指数等变量间的复杂非线性交互作用方面表现更优。相比之下，SVM模型在处理此类复杂关系时存在局限，导致其识别关键驱动因子的能力较弱，预测精度下降。

6 结论

东北亚地区的沙尘气溶胶浓度具有显著的时空异质性。空间分布上，沙尘浓度呈现西高东低的格局，东北亚地区沙尘气溶胶浓度高值区主要集中在蒙古高原南部、塔里木盆地、内蒙古高原和河西走廊等沙尘源区，说明源区沙尘释放及其向下游输送过程对区域大气质量具有重要影响，因此沙尘源区的治理与生态修复不容忽视；在时间上，东北亚沙尘气溶胶浓度整体表现出波动上升的趋势，且在春季沙尘气溶胶浓度最高，表明大气污染防治工作仍面临较大挑战。

XGBoost模型在沙尘气溶胶浓度预测中表现出最高的解释度和最低的误差，说明该模型能够更有效地预测沙尘气溶胶浓度的变化规律。RF和KNN则次之，而传统的SVM模型在这种复杂环境预测任务中存在明显局限，难以有效捕捉变量之间复杂的关系。

东北亚在不同干湿区影响沙尘气溶胶浓度的主导因子存在显著的差异。在极端干旱区，沙尘过程主要由风速驱动，叶面积指数贡献率低，说明该区沙尘变化更偏向动力条件主导，植被恢复对降低沙尘浓度的作用有限；随着气候湿润的变化，至干旱与半干旱区，风速与温度共同成为关键气象驱动因子，同时植被与土壤湿度的抑制作用逐渐显现，通过生态恢复提升植被覆盖、改善下垫面条件，有助于增强对沙尘气溶胶的抑制作用；在亚湿润与湿润区，叶面积指数、表层土壤湿度的贡献率明显增加。因此，在以生态治理为导向的大气污染防控中，在亚湿润与湿润区应将生态修复等措施作为重点。

参考文献：

[1] Han Y, Dai X, Fang X, et al.Dust aerosols: a possible accelerant for an increasingly arid climate in North China[J].Journal of Arid Environments, 2008, 72(8): 1476-1489.

[2] Huneeus N, Schulz M, Balkanski Y, et al.Global dust model intercomparison in AeroCom phase I[J].Atmospheric Chemistry and Physics, 2011, 11(15): 7781-7816.

[3] Koren I, Kaufman Y J, Remer L A, et al.Measurement of the effect of Amazon smoke on inhibition of cloud formation[J].Science, 2004, 303(5662): 1342-1345.

[4] Li R, Min Q L.Impacts of mineral dust on the vertical structure of precipitation[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2010, 115(D9): D09203.

[5] Jiang J H, Su H, Zhai C, et al.Influence of convection and aerosol pollution on ice cloud particle effective radius[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2011, 11(2): 457-463.

[6] Yu H, Chin M, Yuan T, et al.The fertilizing role of African dust in the Amazon rainforest: a first multiyear assessment based on data from Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations [J]. Geophysical Research Letters, 2015, 42(6): 1984-1991.

[7] Tang Y, Han Y, Liu Z. Temporal and spatial characteristics of dust devils and their contribution to the aerosol budget in East Asia: an analysis using a new parameterization scheme for dust devils[J].Atmospheric Environment, 2018, 182: 225-233.

[8] Jickells T D, An Z S, Andersen K K, et al.Global iron connections between desert dust, ocean biogeochemistry, and climate [J].Science, 2005, 308(5718): 67-71.

[9] Tong Z M, Chen Y J, Malkawi A, et al.Energy saving potential of natural ventilation in China: the impact of ambient air pollution[J].Applied Energy, 2016, 179: 660-668.

[10] 茹建波，王天河，李积明，等.东亚沙尘源区晴空和云上沙尘气溶胶特征[J].中国沙漠，2018，38(2)：372-383.

[11] Chen S Y, Zhao C, Qian Y, et al. Regional modeling of dust mass balance and radiative forcing over East Asia using WRF-Chem[J].Aeolian Research, 2014, 15: 15-30.

[12] Middleton N J.Desert dust hazards: a global review[J].Aeolian Research, 2017, 24: 53-63.

[13] 杭月荷，姜学恭，云静波，等.东亚沙源地与下游影响区沙尘天气频数变化对比分析[J].气象科技，2023，51(4)：499-509.

[14] 贾瑞，刘玉芝，吴楚樵，等.2007-2017年中国沙尘气溶胶的三维分布特征及输送过程[J].中国沙漠，2019，39(6)：108-117.

[15] Jin J B, Pang M J, Segers A, et al.Inverse modeling of the 2021 spring super dust storms in East Asia[J].Atmospheric Chemistry and Physics, 2022, 22(10): 6393-6410.

[16] Chen S Y, Zhao D, Huang J P, et al.Mongolia contributed more than 42% of the dust concentrations in northern China in March and April 2023[J].Advances in Atmospheric Sciences, 2023, 40: 1549-1557.

[17] 杨雪艳，张丽，袭祝香，等.东北地区春季沙尘天气变化特征及其与大气环流变化的关系[J].气象与环境学报，2018，34(4)：75-83.

[18] 康林，季明霞，黄建平.欧亚大气环流对中国北方夏季沙尘天

气的影响[J].中国沙漠,2014,34(1):197-205.
[19] Zou X K, Zhai P M.Relationship between vegetation coverage and spring dust storms over northern China[J].Journal of Geophysical Research:Atmospheres,2004,109(D3):D03104.
[20] 陈思宇,黄建平,李景鑫,等.塔克拉玛干沙漠和戈壁沙尘起沙、传输和沉降的对比研究[J].中国科学:地球科学,2017,47(8):939-957.
[21] Shao Y, Wyrwoll K H, Chappell A, et al.Dust cycle:An emerging core theme in Earth system science[J].Aeolian Research, 2011,3(2):181-204.
[22] Xuan J., Sokolik I.N., Hao J., et al.Identification and characterization of sources of atmospheric mineral dust in East Asia[J]. Atmospheric Environment,2004,38(36):6239-6252.
[23] Ishizuka M, Mikami M, Yamada Y, et al. An observational study of soil moisture effects on wind erosion at a gobi site in the Taklimakan Desert[J].Journal of Geophysical Research:Atmospheres,2005,110(D18):D18S03.
[24] Soleimani Sardoo F, Mesbahzadeh T, Salajeghe A, et al. Antecedent soil moisture conditions influenced vertical dust flux:a case study in iran using WRF-Chem model[J].Land, 2022, 11(6):819.
[25] 刘鸿雁,田育红,丁登.内蒙古浑善达克沙地和河北坝上地区不同地表覆盖类型对北京沙尘天气物源的贡献[J].科学通报,2003,48(11):1229-1232.
[26] 王小玲,翟盘茂.中国春季沙尘天气频数的时空变化及其与地面风压场的关系[J].气象学报,2004,62(1):96-103.
[27] 张迪,赵隽颢,沈隽永,等.基于深度学习的大气细颗粒物污染时空预报[J].环境科学与技术,2020,43(9):141-154.
[28] 刘倩,王兆茹,胥寒莉,等.基于粒子群优化XGBoost模型的PM2.5质量浓度反演[J].环境科学,2025,46(8):5023-5034.
[29] 沙桐,李靓青,严殊祺,等.机器学习在空气污染研究方面的应用进展[J].环境科学,2025,46(6):3315-3328.
[30] 李彬,孙小龙,赵悦晨,等.基于随机森林的局地起沙量预测评估模型[J].中国沙漠,2025,45(1):292-303.
[31] 陈兴峰,郑逢杰,郭丁,等.气溶胶定量遥感的机器学习方法综述[J].遥感学报,2021,25(11):2220-2233.
[32] Middleton N, Thomas D S G. World Atlas of Desertification [M].London,UK:Arnold,1997.
[33] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5-32.
[34] Ou Y,Li Z,Chen C,et al.Evaluation of MERRA-2 aerosol optical and component properties over China using SONET and PARASOL/GRASP data[J].Remote Sensing,2022,14(4):821.
[35] Cover T M,Hart P E.Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE Transactions on Information Theory,1967,13(1):21-27.
[36] Altman N S. An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression[J].The American Statistician, 1992, 46(3):175-185.
[37] Friedman J H.Greedy function approximation:a gradient boosting machine[J].Annals of Statistics,2001,29(5):1189-1232.
[38] Friedman J H. Stochastic gradient boosting[J]. Computational Statistics & Data Analysis,2002,38(4):367-378.
[39] 陈俊言,贯雅雯,张越,等.戈壁沙漠沙尘向青藏高原传输路径和传输机制:以2020年4月一次沙尘事件为例[J].中国沙漠,2024,44(3):158-171.
[40] 李彰俊,孙照渤,姜学恭.蒙古气旋天气过程中的沙尘传输特征[J].中国沙漠,2008,28(5):927-930.
[41] 王蕾,杨震,刘笑,等.关中地区沙尘输送路径及潜在源区分析[J].干旱区资源与环境,2023,37(10):109-117.
[42] Webb N P, Pierre C.Quantifying anthropogenic dust emissions [J].Earth's Future,2018,6(2):286-295.
[43] Liu D, Zhao T, Boiyo R, et al.Vertical structures of dust aerosols over east asia based on CALIPSO retrievals [J].Remote Sensing,2019,11(6): 701.
[44] Sen P .Estimates of the regression coefficient based on kendall's tau [J]. Journal of the American Statistical Association, 1968,63(324):1379-1389.
[45] 陈科艺,彭志强.应用OMI卫星资料监测蒙古戈壁沙尘的传播[J].高原气象,2012,31(3):798-803.
[46] 崔文岭,郭瑞,张浩.亚洲沙尘由蒙古戈壁向长江三角洲的传输及其与污染气溶胶的混合特征[J].复旦学报(自然科学版),2009,48(5):585-592.
[47] Wang, W, Alim Samat , Jilili Abuduwaili , et al.Machine learning-based prediction of sand and dust storm sources in arid central Asia [J]. International Journal of Digital Earth, 2023, 16(1):1530-1550.
[48] 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: Atmospheres, 2014, 119(19): 11398-11416.
[49] 熊洁,赵天良,韩永翔,等.1995-2004年东亚沙尘气溶胶的模拟源汇分布及垂直结构[J].中国环境科学,2013,33(6):961-968.
[50] Zamani Joharestani M, Cao C, Ni X, et al. PM2.5 prediction based on random forest, XGBoost, and deep learning using multisource remote sensing data [J]. Atmosphere, 2019, 10(7):373.
[51] 陈建坤,牟凤云,张用川,等.基于多机器学习模型的逐小时PM2.5浓度预测对比[J].南京林业大学学报(自然科学版),2022,46(5):152-160.
[52] 程叙耕,何金海,车慧正,等.1980-2010年中国区域地面风速对能见度影响的地理分布特征[J].中国沙漠,2013,33(6):1832-1839.
[53] 高卫东,袁玉江,刘志辉,等.新疆沙尘源状况及其沙尘气溶胶释放条件分析[J].中国沙漠,2008,28(5):968-973.

Spatiotemporal variations and driving factors of dust aerosol concentration in Northeast Asia

Wang Lijun[1,2], Du Heqiang[1], Fan Yawei[1,2], Yang Shengfei[1,2], Liu Yongjie[1,2]

(1.*State Key Laboratory of Ecological Safety and Sustainable Development in Arid Lands, Northwest Institute of Eco-Environment and Resources, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou* 730000, *China*; 2.*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *China*)

Abstract: Dust aerosols are an important factor affecting the atmospheric environment and climate change, and research into their driving mechanisms is crucial for ecological restoration and climate adaptation strategy development in Northeast Asia. Although previous studies have explained the drivers of dust aerosol concentrations from multiple perspectives—such as meteorological conditions, ecological processes, and human activities—the relationships among these factors often exhibit pronounced nonlinearity and multi-scale variability. Based on multiple reanalysis datasets, this study integrates trend analysis and machine learning methods to systematically investigate the spatiotemporal evolution of dust aerosols and their driving mechanisms in Northeast Asia. The results show that: (1) Spatially, dust aerosol concentrations in Northeast Asia follow a high in the west, low in the east pattern, with high-value areas concentrated in dust source regions such as the Mongolian Gobi and the deserts of northwestern China, while low-value areas are mainly located in dust deposition regions including the middle and lower reaches of the Yangtze River in China, the Korean Peninsula, and Japan. Temporally, Theil-Sen trend estimation and the Mann-Kendall significance test indicate a fluctuating upward trend in the annual mean dust aerosol concentration across Northeast Asia, and the monthly mean concentration peaks in April. (2) Among the machine learning models, XGBoost demonstrates superior simulation performance. (3) The importance of driving factors differs markedly among climate zones: wind speed dominates in extremely arid zones; in arid zones, wind speed is the most critical factor, followed by temperature and soil moisture; in semi-arid and sub-humid zones, leaf area index contributes relatively more; and in humid zones, relative humidity plays a more significant role. These patterns indicate that, from dust emission areas to deposition areas, aerosol concentrations are primarily controlled by emission intensity and deposition rate, respectively. This study provides a scientific basis for improving understanding of dust aerosol evolution mechanisms in Northeast Asia and for developing region-specific prevention and control strategies.

Key words: dust aerosol concentration; spatiotemporal variation; Northeast Asia; driving factors; machine learning