

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.

基于随机森林的局地起沙量预测评估模型

李彬¹,孙小龙¹,赵悦晨²,江琪³,卢士庆¹,唐家琦¹

(1.内蒙古自治区生态与农业气象中心,内蒙古 呼和浩特 010051; 2.内蒙古自治区气候中心,内蒙古 呼和浩特 010051; 3.国家气象中心,北京 100000)

摘要:沙尘天气发生源头一直是社会关注焦点,而蒙古国及中国境内沙尘源地起沙量及贡献尚不十分明确。利用2019—2024年的典型沙尘过程遥感监测产品,考虑沙尘发生阶段起沙量对应的气象要素、地表状况信息,采用随机森林机器学习方法确定起沙通量与气象要素、沙源遥感监测状况间的响应关系进而建立模型,并利用模式或实况数据等快速评估源区的起沙发展趋势和沙尘强度。在此基础上通过对多时相遥感沙尘判识结果精细化估计沙源地,分析了4次典型沙尘过程的起沙预测效果,并进行了模型的不确定性分析。结果表明:(1)利用监测数据对模型起沙量进行散点拟合验证, R^2 为0.84,平均绝对误差(MAD)为 $25.2\text{ kg}\cdot\text{km}^{-2}\cdot\text{min}^{-1}$ 。(2)模型可预测局地起沙影响并对不同沙尘源的起沙量贡献提供定量化预测。

关键词:起沙量;沙尘监测;随机森林;遥感;沙源地;FY-4

文章编号:1000-694X(2025)01-292-12

DOI:10.7522/j.issn.1000-694X.2024.00184

中图分类号:X87

文献标志码:A

0 引言

东亚沙尘天气季节性显著,大多在春季暴发,对中国北方大部地区的生产和生活有较大影响^[1-2]。2023年以来,受气候变化异常影响,中国北方沙尘天气次数增加,受到了社会的广泛关注^[3]。沙尘天气频次及量级变化是诸多元素共同作用的结果,但沙尘天气形成的基本条件是下垫面条件和气象条件^[4]。

土壤性质、植被覆盖等内在因素对沙尘天气的发生发展具有重要影响。下垫面为沙尘天气提供物质条件——沙源,因而对其产生直接的影响。沙尘天气的监测预警,对其发生源头的判定及评价具有重要意义^[5]。Li等^[6]研究内蒙古春季强沙尘暴时间动态变化,发现1954—2007年强沙尘暴频次明显减少,这种减少与春季植被返青转变密切相关。植被损失会加剧干旱的影响,干旱增加会促进沙尘移动,进一步导致沙尘源区沙尘暴的增加。Mao等^[7]调查了植被变化对沙尘的影响,在蒙古国东南部和

中国北方两个敏感区,当NDVI增加0.1时,春季沙尘暴、扬沙、浮尘分别减少4.0、1.5、0.2 d。植被覆盖率增加 $\geq 15\%$,大粒径沙粒对起沙量的贡献率逐渐增加^[8]。

气象因素对沙尘的发生起到促进或抑制的作用,主要影响因素包括风速、降水、相对湿度、地表气温、边界层高度等^[9-10]。风速是东亚沙尘暴产生的主要因素,沙尘暴发生频率与风速高度相关^[11];相对湿度、蒸发和太阳辐射,温度和降水的作用较小。但单一气象因子对沙尘天气的影响并不是一成不变的,例如降水增加通常会抑制沙尘天气发生,可一定程度的降水有时却会有助于粉尘的扬起^[12-13]。

人类活动也可通过导致地表和天气变化来间接影响沙尘天气,比如不可持续的农业实践、过度放牧、森林砍伐和水资源滥用等会导致土地退化。

起沙量的外在决定因素是气象条件,内在决定因素是沙尘源的起沙难易度与潜在起沙量,以往多基于模式进行模拟预测,而目前基于遥感对此的研

收稿日期:2024-11-20; 改回日期:2024-12-27

资助项目:中国气象局风云卫星应用先行计划项目(FY-APP-ZX-2023.01);内蒙古自然科学基金项目(2024QN04019,2024ZD03);高分气象行业应用示范系统(二期)课题“局地低能见度天气事件监测预警示范”;内蒙古自治区气象局科技创新项目(nmqxkjcx202320)

作者简介:李彬(1989—),男,河北承德人,硕士,工程师,主要研究方向为生态环境及天气遥感。E-mail: 983229508@qq.com

通信作者:孙小龙(E-mail: 15632470343@163.com)

究较少^[14]。由于沙尘暴发生具有远距离传输和大面积影响的特点^[15],且多发生在自然条件恶劣的沙漠戈壁,而这些地区地面观测站点少且分散,给监测、预报和研究沙尘暴带来很大困难。20世纪70年代中期,随着卫星技术发展,越来越多利用卫星进行沙尘暴监测,但受到技术条件限制,可利用通道有限。Norton等^[16]利用静止卫星的可见光通道监测海上沙尘并计算了光学厚度。在单一可见光或热红外通道,沙尘暴、地表和云的探测数值十分接近,故使用单一通道判识沙尘效果并不理想。随着卫星探测技术不断改进、探测通道增加,通过不同通道探测值的数学组合,获得沙尘、地表和云在指数参数上的差异,显著提升了沙尘判识精度^[17-18]。

由于卫星遥感在诸多方面的优势,在生态环境监测领域发挥着越来越大的作用,沙尘定量参数遥感反演方法也愈发被关注。利用热红外亮温差进行沙尘强度计算^[19-20],利用辐射传输模式建立查找表也被用于沙尘气溶胶光学厚度的反演^[21]。起沙量多少是决定沙尘影响程度的重要因素,随着沙尘气溶胶光学厚度反演方法的成熟,学者提出一些计算方法。例如与气溶胶光学厚度、相对湿度等建立经验统计模型^[22],也有利用物理模型进行计算的^[23]。

在可见光波段难与沙漠戈壁等亮地表区分;热红外波段对强沙尘的判识效果较好,但对于弱沙尘则效果较差;微波传感器对云下沙尘有一定监测能力^[24],但数据时间和空间分辨率都较低,无法对沙尘发生源头进行实时有效地识别^[25-26]。目前静止气象卫星虽具有高时间分辨率和多光谱的优势,但空间分辨率较低,对于沙尘起始阶段的沙源准确识别较为困难;特别是在干旱半干旱地表判识较为困难,且云沙混合区及沙漠戈壁易发生误判^[27-29]。目前,利用高分数据进行沙尘监测及沙尘源识别的研究仍较少。2016年国产高分辨率静止卫星高分四号(GF-4)投入使用为沙尘遥感监测提供了新的参考。GF卫星具有高空间分辨率,在沙尘及源头观测上具有一定的应用价值,可以基于沙尘判识和高分数据地表信息对沙尘源地进行精细化定位。

综上,沙源地起沙量多少是多种综合因素共同影响的结果,而综合遥感和气象要素的起沙量预测评估研究较少。因此本文基于遥感数据分析沙尘发生发展阶段起沙量所对应的气象要素、地表状况数据的变化,采用机器学习的方法建立起沙通量与

气象要素、沙源遥感监测状况间的响应模型,并利用模式或实况数据等快速评估源区的起沙发展趋势和沙尘强度。

1 数据与方法

1.1 数据介绍

使用高分卫星 GF-1/4 进行沙源地识别及起沙面积估算,使用 FY-4 卫星进行沙尘监测、定量参数反演及模型构建的样本选择。

高分四号(GF-4)是高分专项中首颗地球同步轨道遥感卫星,也是目前世界上地球同步轨道上第一颗高分辨率遥感卫星,具有较高的空间分辨率、多种光谱选择、广阔的观测范围等特点^[30]。其可见光通道星下点分辨率约 50 m,幅宽优于 500 km,成像一幅包括全部 5 个谱段的全色多光谱影像大约需要 75 s,GF-4 搭载全色多光谱传感器(PMS)与红外传感器(IRS)两个有效载荷,本文主要使用 PMS 传感器进行试验。GF-1 卫星搭载了两台 2 m 分辨率(全色 8 m 分辨率)多光谱相机,4 台 16 m 分辨率多光谱相机 WFV,幅宽 830 km,也可用于沙尘源地监测。FY-4B 卫星是中国新一代静止轨道气象卫星的首发业务星,目前替代较早发射的 FY-4A 进行观测。其能够满足 10 min 1 次的全圆盘观测,具有多个热红外通道利于进行沙尘动态监测。植被指数数据来源于 MODIS 数据产品 MOD13A2 的 16 天合成。气象要素数据来源于 FNL(Final Reanalysis Data)再分析数据集,是由美国气象环境预报中心(NCEP)和美国国家大气研究中心(NCAR)联合制作的,他们采用了当今最先进的全球资料同化系统和完善的数据库,对各种来源的观测资料进行质量控制和同化处理,以 1°×1°的空间精度进行采集,能够反映真实的全球区域气象状况。FNL 数据因其历史长和更新快的特点,在快速响应和长期数据分析中占有优势。土壤质地数据来自联合国粮农组织发布的全球土壤数据集 HWSD2.0(HWSD|GAEZ v4 Data Portal (fao.org))。GF 卫星数据使用 ENVI5.5 国产卫星插件进行数据预处理,FY-4 数据使用国家卫星气象中心 SMART2.0 软件进行投影定标处理。DEM 数据利用美国太空总署(NASA)和国防部国家测绘局(NIMA)联合测量制作而成的全球区域 30 m 空间分辨率地形。

本文使用2018—2024年发生于内蒙古及其周边地区的几次典型的沙尘天气过程,所用数据的日

期如表1所列,结合目视解译与地面观测进行了样本构建及方法验证。

表1 所用卫星影像时间

Table 1 List of dates of satellite used for training

2018年	2019年	2020年	2021年	2022年	2023年	2024年
4月9日	3月27日	4月24日	3月6日	3月3日	4月8日	5月29日
	4月20日	11月6日	3月26日	3月13日	4月20日	
	4月23日		4月26日	4月8日	11月26日	
	4月30日		8月21日	4月23日	12月5日	

1.2 技术方法

1.2.1 沙尘源地监测

采用一种基于动态背景场的沙尘覆盖度指数(FDCI)方法来进行沙尘判识,该方法能通过构造动态背景避免动态阈值选取产生的不确定性,利于起沙初期沙尘判识和源地识别^[31]。基于静止气象卫星动态过程监测产品,根据沙尘扩散路径确定目标沙尘源地,再通过高分数据进一步结合目视解译精细化识别起沙区域。

1.2.2 携沙量估算

基于沙尘气溶胶光学厚度进行沙尘携沙量估算^[23]:

$$\frac{M}{\tau} = \frac{\rho \int \frac{4}{3} \pi r^3 \eta_c(r) dr}{\int \pi r^2 Q_{\text{ext}}(n, \chi) \eta_c(r) dr} \quad (1)$$

式中:沙尘载荷 $M(\text{g} \cdot \text{m}^{-2})$ 表示地表单位面积大气柱沙尘质量; Q_{ext} 是米散射消光效率因子; r 为粒子半径; τ 为气溶胶光学厚度; ρ 为沙尘粒子平均密度; $\eta_c(r)$ 是沙尘气溶胶粒子谱分布函数^[32]。利用SBD-ART辐射传输模式进行热红外大气辐射传输计算,得到 $0.55 \mu\text{m}$ 处不同沙尘气溶胶光学厚度下的热红外亮温差 $\Delta T = T_{11\mu\text{m}} - T_{12\mu\text{m}}$ ^[33]。可根据卫星实际监测亮温差反演得到沙尘气溶胶。

1.2.3 沙尘源地起沙通量计算

起沙通量计算流程如图1所示。

利用FY-4静止卫星动态监测估算起沙量及起沙时间用于计算单位时间的起沙量,利用GF卫星确定源地起沙面积 ΔA 。基于以上两者计算沙源地单位面积单位时间的起沙量,即起沙通量 M_t :

$$M_t = M_i / ((t - t_0) \cdot \Delta A) \quad (2)$$

式中: t_0 为起沙时刻; t 为计算时刻; M_i 为总起沙量。在样本选择时须考虑单一且明确的沙源地,避免上下风

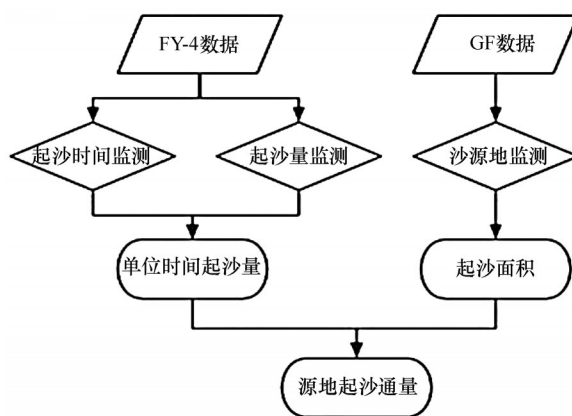


图1 起沙通量计算流程

Fig.1 Flow of dust emission flux calculation

向其他沙源地起沙对携沙量估算造成干扰,导致样本选择误差。起沙量是针对沙源而言,表示从沙源地释放的沙尘总量,而携沙量是对于过程而言,表示在沙尘传输空间平面上随天气系统移动的沙尘质量。

1.2.4 起沙源等级区划

结合植被覆盖度(FVI)、湿润度指数(WI)、大风日数(WIND)、土壤砂粒含量(SAND)和坡度(SLOPE)5个因子确定地表起沙尘难易程度。风力强度是影响风对土壤颗粒搬运的重要因素。已有研究资料表明,砂质壤土、壤质砂土和固定风砂土的起动风速分别为 6.0 、 $6.6 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 和 $5.1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,使用2019—2023年实况产品及气象观测数据,结合土壤质地数据,统计满足起沙风速的日数。湿润度指数是表示气候湿润程度的指标,通常通过年降水量和年平均气温比值来计算,这里使用2019—2023年实况产品计算。土壤砂粒含量来自土壤分类数据。坡度计算使用 30 m 分辨率DEM数据进行计算。植被覆盖度使用2019—2023年各年4—6月最大植被覆盖度的平均值。

对要素使用归一化处理、无效值剔除等预处理

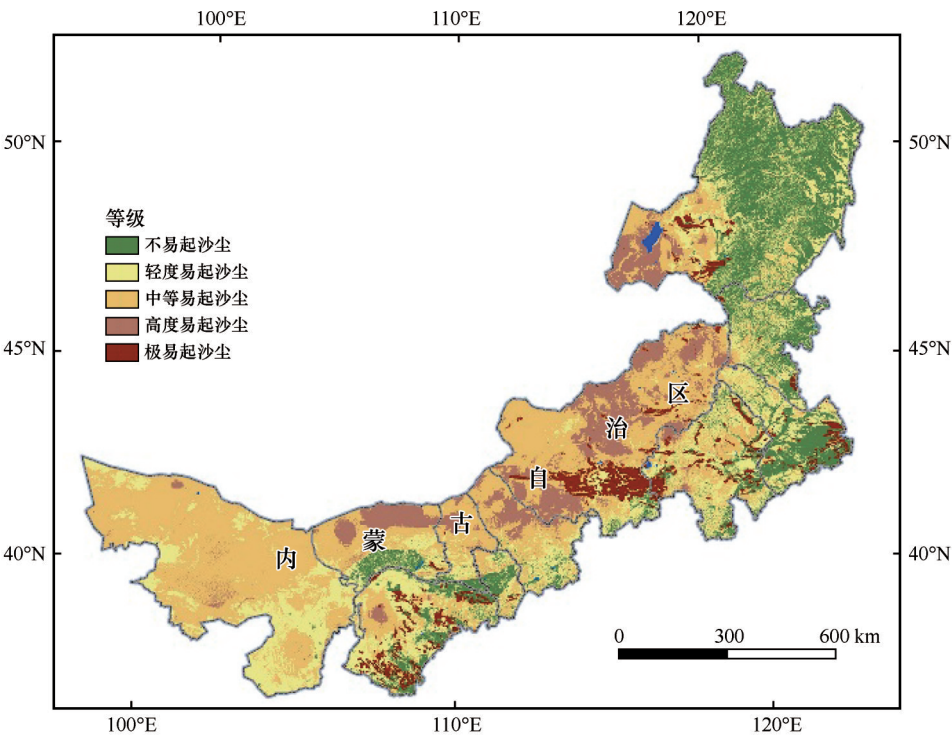
手段,使用主成分分析(PCA)方法进行指标权重的确定,得到易起沙尘指数 $SFFI$:

$$SFFI=0.31WI-0.35WIND-0.37SAND+0.61FVI+0.24SLOPE \quad (3)$$

采用自然断点法确定 5 个等级,分别是不易起沙尘、轻度易起沙尘、中等易起沙尘、高度易起沙尘、极易起沙尘(表 2)。内蒙古自治区易起沙等级评价结果如图 2 所示。

表 2 易起沙状况分级

Table 2 Classification of ecological function status of windproof and sand-fixing ecological functional areas					
级别	不易起沙尘(1)	轻度易起沙尘(2)	中等易起沙尘(3)	高度易起沙尘(4)	极易起沙尘(5)
指数	≥ 0.26	0.26~0.05	0.05~-0.1	-0.1~-0.2	≤ -0.2
描述	植被覆盖好,生态系统功能稳定,防风固沙功能较好	有牧草、灌木等植被覆盖,生态系统功能较稳定,防风固沙功能良好	有沙地植被覆盖,生态系统功能脆弱,防风固沙功能一般	有稀疏植被,土地裸露程度较高,防风固沙功能弱	裸地,坡度陡,易发生风蚀,防风固沙功能很弱



注:基于内蒙古自治区地理信息公共服务平台标准地图[审图号:蒙S(2019)33号]制作,底图边界无修改

图2 易起沙尘等级

Fig.2 Degree of difficulty of dust emission rating

1.2.5 基于随机森林的起沙预测评估模型

随机森林(random forest, RF)是当前较为流行的机器学习方法,主要通过集成多个决策树对样本进行分类。因其学习过程具有灵活性高、速度快、分类精度高且不易过拟合的优点,被广泛应用于图像分析、信息提取等领域^[34-35]。

算法通过输入沙尘源地的风速、气温、气压、相对湿度、边界层高度、地表NDVI/EVI、易起沙尘等级(1~5)等参数与起沙通量建立RF估算模型。预测时再输入起沙面积,预测起沙时间等要素,输出

对应的起沙总量并根据统计预测模型预测传输距离、影响面积、沙尘强度、能见度等评估结果。流程如图3所示。

数据预处理。在构建训练模型的过程中,首先对输入数据(波段信息)进行归一化处理,把不同种类的数据统一到0~1。然后将每组归一化后的数据样本按一定百分比随机分成训练数据(85%)和验证数据(15%)。

训练模型创建并初始化。在Matlab框架下,用其自带的TreeBagger()函数创建多层训练模型,主

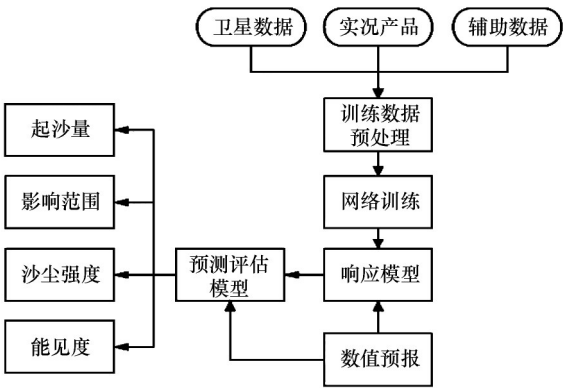


图3 预测评估模型构建流程

Fig.3 Construction process of predictive evaluation model

要包括设置决策树数目和最小叶子数,最终明确训练目标。

模型训练。在模型训练的过程中,用平方根误差评价网络训练的好坏。用训练数据均方根误差最小来选出最佳决策树数目和最小叶子数,从而确定最终的模型。

1.2.6 构建不同参数的预测关系模型

预测模型首先预估了一段时间内沙源地的总起沙量,但要预估其他沙尘特征参数如沙尘强度、能见度、影响区域等,则需要构建携沙量与各参数直接的关系模型;传输距离以近地面风速和实际监测传输距离直接建立关系模型;在进行影响面积计算时使用起沙截面长度与传输距离之间的乘积,但考虑到传输过程中的大气湍流导致的不规则扩散,构建了理论计算面积与实际监测面积间的关系。预测的携沙量则以起沙总量与影响面积的比值来表征。

沙尘强度指数(DDI)以1.6 μm通道反照率的ε指数(I_{nr})和红外亮温差比值指数(I_{ir})表征^[19]:

$$DDI = I_{nr} \cdot I_{ir} \cdot 10 \tag{4}$$

$$I_{ir} = e^{(T_{12} - 1)/(T_{11} - 1)} \tag{5}$$

$$I_{nr} = e^{R_{1.6}} \tag{6}$$

式中: T_{11} 为11 μm通道亮度温度; T_{12} 为12 μm通道亮度温度; $R_{1.6}$ 为经太阳高度角订正的1.6 μm通道亮度温度。

指数强度类型如表3所列。

表3 沙尘强度指数与沙尘强度类型对应关系

Table 3 Comparison between DDI and dust intensity types

DDI指数	沙尘强度类型
1~10	弱浮尘
11~30	浮尘
31~50	扬沙
51~70	沙尘暴
71~85	强沙尘暴
>85	特强沙尘暴

实际上,水平能见度的计算主要是基于0.55 μm的光学厚度,因为人眼在这一波段的敏感性最强,因此使用0.55 μm的沙尘光学厚度与水平能见度转换关系计算能见度:

$$\beta = 3.91/V \tag{7}$$

式中:β为0.55 μm的沙尘光学厚度;V为能见度,单位为:km。

2 结果与分析

2.1 基于GF卫星进行沙源地识别

如图4,通过GF-4数据真彩色图像及沙尘判别结果,可以明确2023年12月5日一次沙尘过程的起沙源地为阿拉善盟一处干涸湖泊,湖泊底部的裸沙受大风影响起沙并向下游输送。如图5,2019年4月20日一次沙尘过程,可以看出源地也为干涸湖

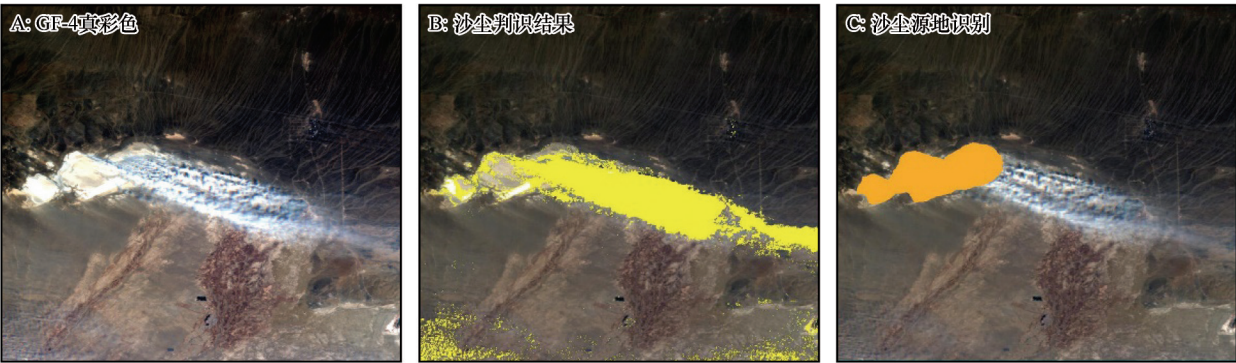


图4 2023年12月5日一次沙尘过程的沙尘源地识别

Fig.4 Dust source identification of a dust process on December 5, 2023

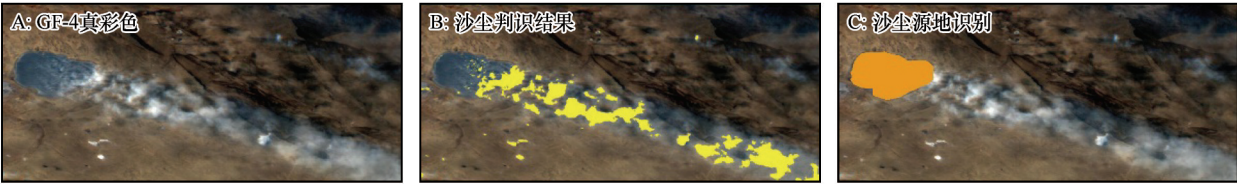


图5 2019年4月20日一次沙尘过程的沙尘源地识别

Fig.5 Dust source identification of a dust process on April 20, 2019

床,位于蒙俄边境附近俄罗斯境内。此类湖底多为白色细沙,起沙形成的沙尘图像特征与云或霾存在一定的混淆,判识结果可能存在一定的漏判。因此在进行沙尘影响区域面积统计时还需结合目视解译提高结果准确性。通过以上两例可知GF卫星在沙尘溯源方面具有较好的应用价值,可以为精确识别沙源地提供帮助。

2.2 不同参数的预测关系模型

基于遥感监测、地面观测及实况产品建立近地面风速与遥感监测沙尘传输速度之间的关系(图

6A),建立携沙量与沙尘强度指数及能见度之间的关系(图 6B、C),构建理论计算面积与实际监测面积间的关系(图 6D)。建立的所有模型均通过显著性检验,相关性均较高。面积预测拟合效果最好($R^2=0.9778$);遥感监测沙尘传输速度在低于 $10\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 与风速接近,大于 $10\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 时随风速增大($R^2=0.9060$);携沙量与沙尘强度指数正线性相关($R^2=0.9225$);携沙量与能见度负线性相关($R^2=0.8374$)。

2.3 评估模型模拟预测结果

RF 模型模拟预测结果与遥感监测结果较为吻合

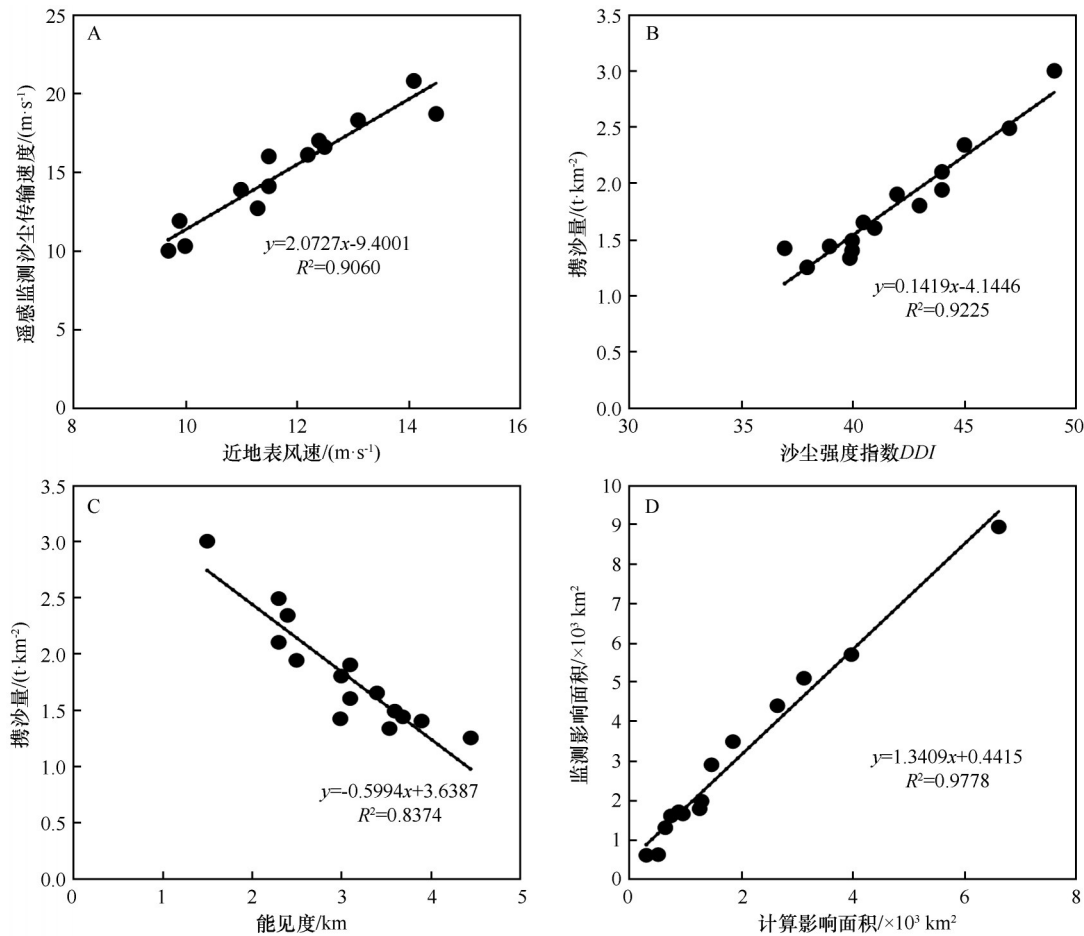


图6 不同评估参数统计预测模型

Fig.6 Statistical prediction model of different evaluation parameters

(图7),平均绝对误差(MAD)为 $25.2 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$ 。回归分析表明,监测数据与模拟数据相关性较高,说明建立的模型可以较准确估算起沙通量,特别是在 $170 \sim 230 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$ 模拟结果好,在 $300 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$ 以上及 $150 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$ 以下模拟结果会差一些。

2.4 预测个例

利用2022年4月23日的一次沙尘过程进行预测评估,利用GF卫星精细化识别起沙源地并计算起沙面积和起沙截面长度。同时获取地表风速、气压、相对湿度、边界层高度、植被指数、易起沙等级等参数输入预测模型模拟一定时间后源地下风向区域受影响区域面积、沙尘强度指数、能见度等评估要素。使用预测模型模拟220 min后沙尘影响,预计传输距离190.5 km,将影响下风向2 145 km^2 的区域,造成下游一定范围的扬沙天气,平均能见度为4.6 km。使用高分卫星进行验证,图8A为GF-1

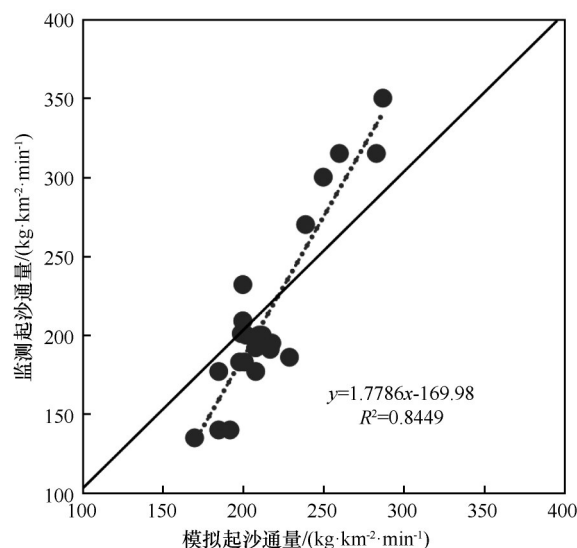


图7 起沙通量模型模拟预测结果精度验证

Fig.7 Accuracy verification of model simulation results

卫星沙尘覆盖区监测,图8B为预测时间段沙尘过程的传输距离遥感监测。

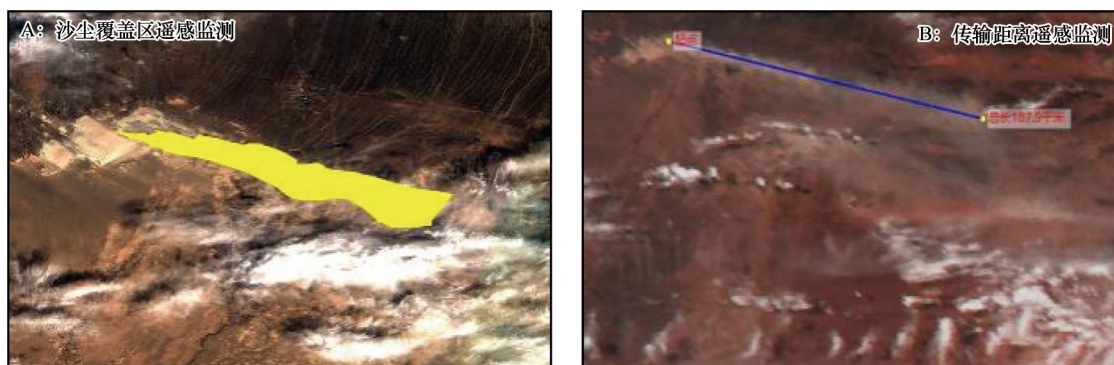


图8 2022年4月23日沙尘影响监测

Fig.8 Dust impact monitoring on April 23, 2022

利用2023年11月26日的一次沙尘过程进行预测评估。使用预测模型模拟160 min后沙尘影响,预计传输距离100.8 km,将影响下风向1 505 km^2 的区域,造成下风向一定范围的扬沙天气,平均能见

度为3.5 km。使用高分卫星进行验证,图9A为GF1卫星沙尘覆盖区监测,图9B为预测时间段沙尘过程的传输距离遥感监测。模拟结果与监测结果对比如表4所列,可以看出二者具有较高的一致性。但



图9 2023年11月26日沙尘影响监测

Fig.9 Dust impact monitoring on Nov 23, 2023

表 4 模拟预测与遥感监测结果对比

Table 4 Comparison of results between prediction and monitoring

要素	2022 年 4 月 23 日 13:40		2023 年 11 月 26 日 12:30		2023 年 4 月 20 日 10:30	
	模拟预测	遥感监测	模拟预测	遥感监测	模拟预测	遥感监测
预测时间/min	220	220	160	160	160	160
近地表风速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	—	11.5	—	9.6	—	14.2
遥感监测沙尘传输速率/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	14.44	—	10.49	—	19.7	—
遥感监测传输距离/km	190.5	187.9	100.8	111.9	216.8	249.1
影响面积/ km^2	2 145	2 372	1 505	1 442	24 860	24 750
平均沙尘强度指数	35.2	36.8	40.2	40.5	51.0	42.0
平均能见度/km	4.6	5.1	3.5	4.1	0.99	2.0
平均携沙量/($\text{t}\cdot\text{km}^{-2}$)	0.855	0.745	1.56	1.25	3.0	2.2

由于模型本身的局限,只能适用于局地的沙尘过程,对于远距离大范围的传输则需要更多算法的融合。过程中风速风向的改变会一定程度影响传输距离和影响面积的预测结果。

利用 2023 年 4 月 20 日的一次沙尘过程进行预测评估。使用预测模型模拟 160 min 后沙尘影响,预计传输距离 216.8 km,将影响下风向 24 860 km^2 的区域,造成下风向一定范围的沙尘暴天气,平均能见度为低于 1 km。使用高分卫星进行验证(表 4),可以看出传输距离上二者有一定误差,这是由于传输路径上风速增大导致的传输距离变大,预测模型在长距离传输及风速突变的情况下会导致误差。

模型不仅可以探索多要素融合进行沙源地起沙量预测,而且对于基于遥感监测评估沙尘传输过程中起始源与加强源的贡献方面也有应用价值。这里利用 2023 年 4 月 11 日一次沙尘过程进行具体

说明。2023 年 4 月 11 日一次草原火灾后的火烧迹地起沙导致了一次局地沙尘暴天气,如图 10A 所示,为起沙前时刻进行的起沙源地识别结果。黄色区域为上风向源地,可以认为是起始源;橙色区域为下风向源地,可以认为是加强源。图 10B 为起沙后两处源地的分布,可以看出下风向源地被上风向源地的沙尘遮盖了。起始源和加强源起沙在下风向区域混合在一起,传统方法难以判断不同沙源的影响区域和起沙量贡献。

使用预测评估模型对本次过程的沙源地进行评估,图 11 反映了根据预测模型计算起沙 150 min 后的传输距离及影响范围(底图为实况真彩色,图中灰白色为沙尘)。可以看出不同沙源地起沙影响区域贡献分布,黄色区域是起始源的计算影响范围,红色区域为加强源计算影响范围,中间卡其色区域是影响重叠区域。根据模型计算起始源总起

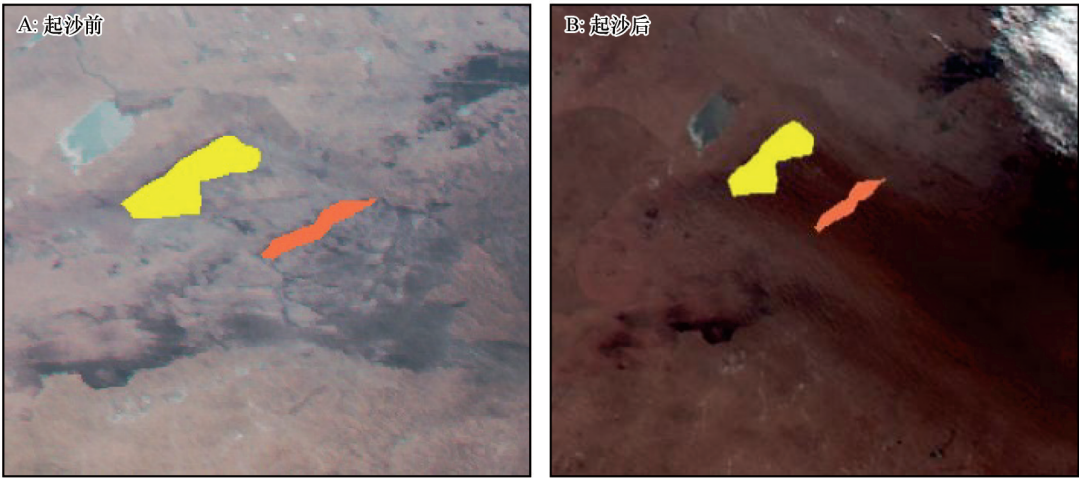


图 10 2023 年 4 月 11 日沙源地识别

Fig.10 Identification of sand source on April 11, 2023

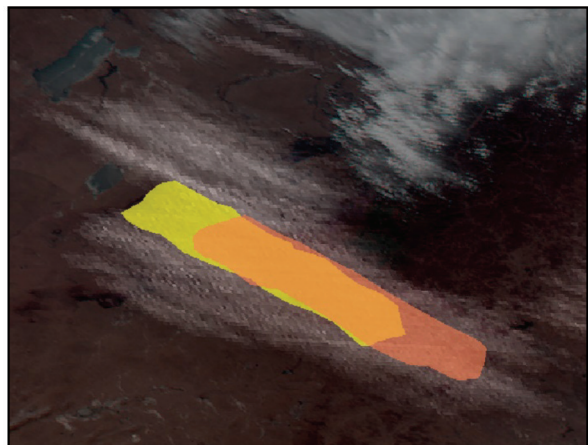


图11 不同沙源地起沙影响区域贡献分布

Fig.11 Regional contribution distribution of sediment generation in different sand sources

沙量2.98万t,加强源总起沙量1.64万t,二者计算总起沙量4.62万t,监测总起沙量4.21万t。据此可以明确两个源地对本次沙尘暴的起沙贡献分别约为65%和35%。

2.5 不确定性

除了预测起沙量可能导致的误差外,由于模型

输入参数较多,因此引起误差的因素也较多。首先由于遥感本身的局限性导致在气溶胶光学厚度计算上存在误差,遥感传感器在光谱上存在饱和现象,因此在起沙量很大时光学厚度可能不再变化导致计算携沙量较实际偏低;同理在计算沙尘强度时也存在同样现象。另外,由于光学遥感只能反映平面上沙尘的分布情况,不能反映沙尘的垂直分布情况,因此在以高空输送为主的过程,反演的能见度可能与地面观测存在一定误差。另一方面如果下风向不明确增强源起沙时,可能出现上风向传输与下风向起沙叠加的情况,这也会导致预测结果误差。

过程中风速改变会对起沙通量和传输距离的预测产生重要影响,由于起沙截面的识别一般误差较小,因此传输距离是决定影响区域面积的主要因素。据此本文对风速变化对预测传输距离的影响进行了分析。使用预测时间及预测传输距离上的风速进行变率分析(表5),在传输路径上进行风速空间变率分析,在预测时间段进行时间变率分析。结果如图12所示,预测传输距离误差随风速空间变率增大而变大,而传输距离误差与时间变率无明显相关,可以根据实际风速空间变率进行误差订正。

表5 2022年4月23日风速变率计算

Table 5 Analysis of wind velocity variability on April 23, 2022

时刻	100.8°E, 42.47°N	100.9°E, 42.47°N	101.1°E, 42.46°N	101.3°E, 42.46°N	101.5°E, 42.45°N	101.8°E, 42.44°N	102.1°E, 42.43°N	102.5°E, 42.42°N
10:00	11.4	11.5	11.2	11.2	11.2	11.3	11.7	10.1
11:00	11.3	11.1	10.9	10.9	11.0	11.3	11.3	10.1
12:00	11.3	10.9	10.6	10.6	10.7	11.0	10.5	10.1
13:00	11.9	11.7	11.5	11.4	11.3	10.9	10.5	9.5
14:00	11.5	11.2	10.9	10.9	10.9	11.0	10.4	9.3
平均	11.48	11.28	11.02	11.0	11.02	11.1	10.88	9.82

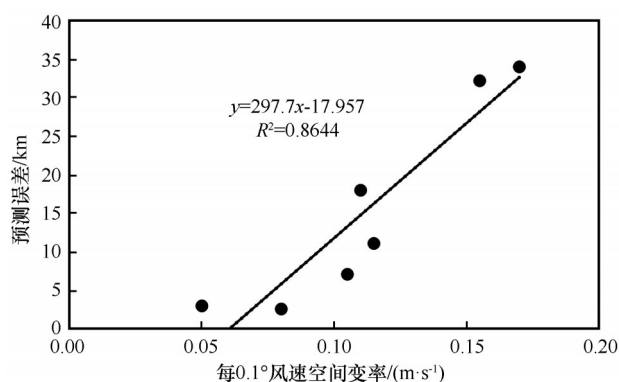


图12 风速空间变率与预测传输距离误差的关系

Fig.12 Relationship between spatial variability of wind speed and prediction error

图13表明了预测总起沙量对风速变化的敏感性,可以看出其他条件相同的情况下,风速在7~13 $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 变化影响不明显,大于14 $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ 时影响显著增加。

在输入参数中除气象参数外,起沙面积是重要遥感参数,由于地面起沙是一个复杂过程,即使是高分辨率卫星只能精确划定起沙范围,但范围内起沙程度不同,难以准确划定,因此一定会存在误差。图14反映了预测总起沙量在不同风速下对起沙面积的敏感性,总起沙量与起沙面积的线性相关,风速越大的条件下,起沙面积识别误差对总起沙量预测的影响越大。

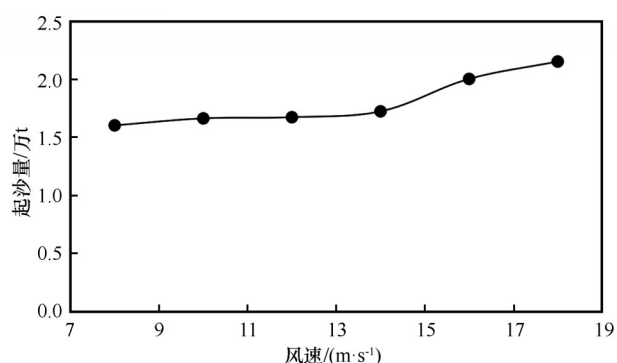


图13 预测总起沙量对风速变化的敏感性

Fig.13 Sensitivity of predicted total sediment discharge to variation in wind speed

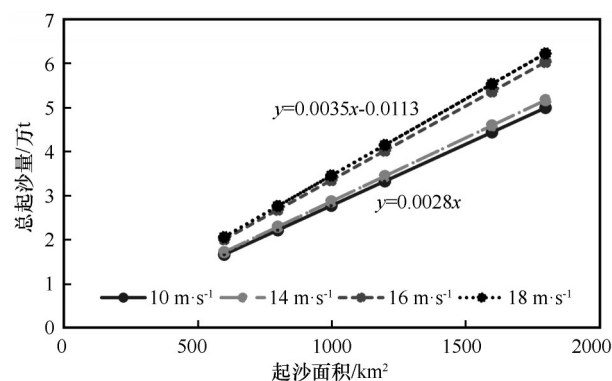


图14 预测总起沙量在不同风速下对起沙面积的敏感性

Fig.14 The sensitivity of the predicted total sediment removal to the sediment removal area under different wind speed variation

3 结论

近年来沙尘天气的发生频次及强度都有所增加,对构建中国北方生态安全屏障提出新的挑战,蒙古国及中国境内沙尘源地起沙量及贡献需定量化评估。本文利用2019—2024年的典型沙尘过程遥感监测产品,分析沙尘发生发展阶段起沙量所对应的气象要素、地表状况数据的变化,采用机器学习的方法建立起沙通量与气象要素、沙源遥感监测状况间的响应关系,并利用模式或实况数据等快速评估源区的起沙发展趋势和沙尘强度。

利用监测数据对模型进行散点拟合验证, R^2 为0.84,平均绝对误差(MAD)为 $25.2 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$,在起沙量较大时预测值较监测值偏低。回归分析表明,监测数据与预测数据相关性较高,说明建立的预测模型可以较准确估算起沙通量,特别是在 $170 \sim 230 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$ 模拟结果好,在 $300 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$ 以上及 $150 \text{ kg} \cdot \text{km}^{-2} \cdot \text{min}^{-1}$ 以下模拟结

果会差一些。

模型可以一定程度上进行局地沙源地起沙模拟预测,评估局地沙源地起沙对下风向区域影响。首先,遥感本身的局限性导致反演参数存在误差;其次,由于模型本身的局限,只能适用于局地的沙尘过程,对于大尺度天气系统下的传输则需要更多算法的融合。由于传输路径上风速突变及起沙面积识别的精确度会导致一定误差,且随风速增大可能导致偏差越大。另一方面如果下风向不明确增强源起沙时,可能出现上风向传输与下风向起沙叠加的情况,也会导致预测结果误差。此外由于气象要素与遥感数据尺度差异也会导致误差,由于遥感沙源地信息尺度可以到50 m,而气象资料分辨率较粗,局地沙源地起沙气象条件无差异化与高分辨率遥感差异化数据还无法匹配。

成果的意义不仅在于探索多要素融合进行沙源地起沙量预测预警,而且对于基于遥感监测评估沙尘传输过程中起始源与加强源的贡献方面也有应用价值。这主要体现在上风向沙尘传输导致下风向沙源被遮盖,起始源和加强源起沙在下风向区域混合在一起,传统方法难以判断不同沙源的影响区域和起沙量贡献。而本研究可以在潜在沙源被遮盖时也可以评估其起沙贡献,明确境内外起沙贡献,为荒漠化治理决策服务提供科学依据。

参考文献:

- [1] 张鹏,王春姣,陈林,等.沙尘气溶胶卫星遥感现状与需要关注的若干问题[J].气象,2018,44(6):725-736.
- [2] 潘红林,马诺,王敏,等.塔克拉玛干沙漠与撒哈拉沙漠沙尘气溶胶光学特性对比研究[J].沙漠与绿洲气象,2024,18(1):38-49.
- [3] 杨晓军,张强,叶培龙,等.中国北方2021年3月中旬持续性沙尘天气的特征及其成因[J].中国沙漠,2021,41(3):245-255.
- [4] 姜大海,王式功,尚可政.沙尘暴危险度的定量评估研究[J].中国沙漠,2011,31(6):1554-1562.
- [5] 池梦雪,张宝林,王涛,等.2000-2018年黄土高原沙尘天气遥感监测及尘源分析[J].科学技术与工程,2019,19(18):380-388.
- [6] Li N, Guo L, Fan B H. A New perspective on understanding the reduced spring dust storm frequency in Inner Mongolia, China [J]. International Journal Of Disaster Risk Science, 2015(6): 216-225.
- [7] Mao R, Ho C H, Feng S, et al. The influence of vegetation variation on northeast Asian dust activity [J]. Asia-Pacific Journal Of

- Atmospheric Sciences, 2013, 49(1): 87–94.
- [8] 衣娜娜, 姜学恭, 董祝雷, 等. 植被覆盖率对内蒙古沙尘天气影响的模拟研究[J]. 大气科学, 2024, 48(2): 521–538.
- [9] 牛生杰, 吕晶晶, 岳平. 半干旱荒漠化草原春季边界层特征的一次综合探测[J]. 中国沙漠, 2013, 33(6): 1858–1865.
- [10] 高雅文, 韩永翔, 李嘉欣, 等. 沙漠地区边界层高度的提高与尘卷风起沙量的变化[J]. 中国环境科学, 2021, 41(8): 3523–3528.
- [11] 李智宽, 谭成好, 杨婕, 等. 21 世纪以来新疆地区沙尘暴时空变化及其关键气象影响因子[J]. 环境科学学报, 2024, 44(10): 1–9.
- [12] Wang F, Zhao X, Gerlein-Safdi C, et al. Global sources, emissions, transport and deposition of dust and sand and their effects on the climate and environment: a review[J]. Frontiers of Environmental Science and Engineering, 2017, 11(1): 13.
- [13] Du H, Dou S, Deng X, et al. Assessment of wind and water erosion risk in the watershed of the Ningxia-Inner Mongolia Reach of the Yellow River, China[J]. Ecological Indicators, 2016, 67: 117–131.
- [14] 刘莹, 韩永翔, 杨文清, 等. 沙尘天气、尘卷风对沙漠地区起沙量的贡献[J]. 中国沙漠, 2018, 38(6): 1175–1179.
- [15] 李晶晶, 何清, 阴璐璐, 等. 基于激光雷达的新疆民丰地区一次沙尘污染过程研究[J]. 环境科学学报, 2024, 44(9): 93–102.
- [16] Norton C, Mosher F R, Hinton B. A model for calculating desert aerosol turbidity over the oceans from geostationary satellite data[J]. Journal of Applied Meteorology, 1980, 19(6): 633–644.
- [17] Xu D, John J, Niu S J, et al. Sand and dust storm detection over desert regions in China with MODIS measurements[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(24): 9365–9373.
- [18] 李彬, 卢士庆, 孙小龙, 等. 基于可见光波段灰度熵和热红外亮温差的沙尘遥感判识[J]. 遥感学报, 2018, 22(4): 647–657.
- [19] 罗敬宁, 徐喆, 亓永刚. 基于风云三号卫星的全球沙尘遥感方法[J]. 中国沙漠, 2015, 35(3): 690–698.
- [20] Di A J, Xue Y, Yang X H, et al. Dust aerosol optical depth retrieval and dust storm detection for Xinjiang region using Indian national satellite observations[J]. Remote Sensing, 2016, 8(702): 8316.
- [21] Zhang P, Liu N M, Hu X Q. Identification and physical retrieval of dust storm using three MODIS thermal IR channels[J]. Global and Planetary Change, 2006, 52(1/4): 197–206.
- [22] 郑新江, 陈渭民, 方翔, 等. 利用 NOAA 卫星资料估算陆地沙尘量的方法[J]. 国土资源遥感, 2008(2): 35–38.
- [23] 延昊, 王长耀, 牛峥, 等. 应用遥感技术估算东亚沙尘携带量[J]. 水土保持学报, 2002, 16(1): 120–123.
- [24] Huang J P, Ge J M, Weng F Z. Detection of Asia dust storms using multisensor satellite measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 110(2): 186–191.
- [25] Sang S P, Kim J, Lee J, et al. Combined dust detection algorithm by using MODIS infrared channels over East Asia[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 141(2): 24–39.
- [26] Yang Y K, Sun L, Zhu J S. A simplified dust detection algorithm of NPP[J]. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 2017, 164(11): 314–323.
- [27] She L, Xue Y, Yang X H, et al. Dust detection and intensity estimation using Himawari-8/AHI observation[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 490.
- [28] 刘方伟, 苏庆华, 孙林, 等. 基于 Himawari-8 卫星的沙尘监测[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2018, 37(3): 11–19.
- [29] 姜红, 何清, 曾晓青, 等. 基于随机森林和卷积神经网络的 FY-4A 号卫星沙尘监测研究[J]. 高原气象, 2021, 40(3): 680–689.
- [30] 邵宇杰, 胡越凯, 周斌, 等. 基于 GF-4 卫星的杭州湾悬浮泥沙浓度遥感监测研究[J]. 海洋学报, 2020, 42(9): 134–142.
- [31] 李彬, 孙小龙, 蒋姗姗, 等. 基于动态背景场沙尘覆盖度指数的 Himawari-8 沙尘判识及强度估算方法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(19): 8308–8317.
- [32] 史莹莹, 张镭, 田鹏飞, 等. 黄土高原半干旱区沙尘气溶胶光学和微物理特征[J]. 高原气象, 2018, 37(1): 286–295.
- [33] 延昊, 侯英雨, 刘桂清. 利用热红外温差识别沙尘[J]. 遥感学报, 2004, 8(5): 471–474.
- [34] 张鹏超, 梁宇, 刘波, 等. 基于随机森林模型的青藏高原森林地上生物量遥感估算[J]. 生态学杂志, 2023, 42(2): 415–424.
- [35] 牛全福, 傅键恺, 陆铭, 等. 基于随机森林的 GF-6 WFTV 和 Landsat8 OLI 遥感影像分类比较[J]. 地理空间信息, 2022, 20(8): 49–54.

Prediction model of dust mass generation in dust source by random forest

Li Bin¹, Sun Xiaolong¹, Zhao Yuechen², Jiang Qi³, Lu Shiqing¹, Tang Jiaqi¹

(1.Inner Mongolia Eco- and Agro-Meteorological Center, Hohhot 010051, China; 2.Inner Mongolia Meteorological Center, Hohhot 010051, China; 3.National Meteorological Center, Beijing 100000, China)

Abstract: The source of dust has always been the focus of social attention, but the amount and contribution of dust between Mongolia and the China are not so clear. In this paper, typical dust monitoring product by remote sensing from 2019 to 2024 were used to establish the response relationship between dust flux, meteorological elements and sand sources, which considered the meteorological elements and surface condition corresponding to the mass of dust generated in the generation stage of dust weather. The trend of dust generation and intensity by the source are quickly evaluated by using model or real data. On this basis, the results by multi-temporal remote sensing are used to estimate the dust source, and the application effects of four typical dust processes were analyzed, as well as, the uncertainty of the model. The results showed that: (1) The scatter-point fitting of the monitoring data was verified with $R^2=0.84$ and the mean absolute error (MAD)= $25.2 \text{ kg}\cdot\text{km}^{-2}\cdot\text{min}^{-1}$. (2) The model could predict the impact of local dust release and provide quantitative assessment of the contribution from different dust sources, which could provide scientific basis for desertification control.

Key words: dust mass; dust monitoring; random forest; remote sensing; dust source; FY-4