

吴健生,王茜.基于 AOD 数据反演地面 PM_{2.5} 浓度研究进展[J].环境科学与技术,2017,40(8):73-81. Wu Jiansheng, Wang Xi. Research progress of retrieval ground-level PM_{2.5} concentration based on AOD data[J]. Environmental Science & Technology, 2017, 40(8): 73-81.

基于 AOD 数据反演地面 PM_{2.5} 浓度研究进展

吴健生^{1,2}, 王茜¹

(1.北京大学城市规划与设计学院,城市人居环境科学与技术重点实验室,深圳 518055;

2.北京大学城市与环境学院,地表过程分析与模拟教育部重点实验室,北京 100871)

摘要:随着中国城市发展,城镇化进程的不断推进,能源消耗持续增加,空气中的污染物含量越来越高,空气污染事件频发,城市空气质量研究成为一个热点议题。PM_{2.5} 作为表征空气质量的重要指标之一,越来越受到人们的关注,目前获取 PM_{2.5} 数据主要有地面监测和卫星遥感监测 2 种方式。传统的地面监测手段可以得到高精度的局部 PM_{2.5} 污染数据,但是由于其覆盖范围的局限性,并没有办法反映出整个区域的 PM_{2.5} 污染情况。遥感卫星监测恰到好处地弥补了这一缺陷,其中应用最为广泛的是使用卫星遥感数据产品大气气溶胶光学厚度 AOD 来反演地面的 PM_{2.5} 浓度。文章从 AOD 数据的多样性及其应用、反演地面 PM_{2.5} 浓度模型的选择以及反演模型的优化这 3 个方面对目前国内外利用遥感卫星 AOD 数据反演地面 PM_{2.5} 浓度的研究进行了归纳梳理。其中 AOD 数据分辨率的不同产生了不同精度的反演结果;而线性回归模型和非线性回归模型的反演精度也存在较为明显的差异;通过在模型中加入气象参数、气溶胶垂直分布特性以及地表信息等因素会显著地改善反演结果。上述研究为流行病学中 PM_{2.5} 人口暴露研究及健康影响提供方法论基础。

关键词:卫星遥感; 气溶胶光学厚度(AOD); 反演; PM_{2.5}

中图分类号:X87;X831 文献标志码:A doi:10.3969/j.issn.1003-6504.2017.08.013 文章编号:1003-6504(2017)08-0073-09

Research Progress of Retrieval Ground-level PM_{2.5} Concentration Based on AOD Data

WU Jiansheng^{1,2}, WANG Xi¹

(1.Key Laboratory for Urban Habitat Environmental Science and Technology, School of Urban Planning and Design,

Peking University, Shenzhen 518055, China; 2.Laboratory of Earth Surface Process of Ministry of Education,

College of Urban and Environment Science, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: The pollutant is on the increase because of the rapid urbanization and the energy consumption in China. Urban air quality researches become the hot spot in the air quality field with more and more common pollutant days. As the PM_{2.5} concentration is one of the important indicators of the air quality, people pay more attention to the PM_{2.5}. PM_{2.5} data could be obtained by two methods including ground observation and satellite remote sensing observation. The data acquired by traditional ground observation are accurate but its coverage areas aren't satisfying, while the satellite remote sensing can make up for this flaw. And using satellite data product AOD to retrieve PM_{2.5} is the most widely applied. This article based on many studies at home and abroad started with all kinds of AOD data, including the model choices for PM_{2.5} concentration and the model optimization. AOD data of different resolutions will result in distinct retrieval precisions. Besides, there are also obvious differences between linear regression and non-linear regression. The retrieval can be significantly improved by adding the meteorological factors, aerosol vertical profiles, land use information and other factors. Furthermore, the paper's focus and orientation in the future were prospected. And this paper provides a methodological basis for epidemiologic study.

Key words: satellite remote sensing; aerosol optical depth; retrieval; PM_{2.5}

随着我国快速的城市化和工业化,城市空气质量呈现恶化趋势,对居民健康和社会经济的危害越来越

严重,空气污染事件频发,全社会对大气环境状况空前关注。大气颗粒物(Particulate Matter, PM)是重要的

《环境科学与技术》编辑部:(网址)<http://fjks.chinajournal.net.cn>(电话)027-87643502(电子信箱)hjkxyjs@vip.126.com

收稿日期:2016-11-26;修回 2017-02-06

基金项目:国家自然科学基金重点项目(41330747);深科技创新(JCYJ20140903101902349)

作者简介:吴健生(1965-),男,教授,博士,主要研究方向为景观生态与 GIS 及 PM_{2.5} 污染时空分异,(电子信箱)wujks@pkusz.edu.cn。

空气污染物的一种,同时也是影响我国大多数城市空气质量的首要污染物。细颗粒物($PM_{2.5}$)指环境中空气动力学当量直径 $\leq 2.5 \mu m$ 的颗粒物,其在空气中浓度含量越高,就代表空气污染越严重,研究 $PM_{2.5}$ 的空间分布情况具有重要意义^[1-3]。

目前,监测 $PM_{2.5}$ 的空间分布情况主要包括地面监测和卫星遥感监测等方式。地面监测虽然结果比较精确但是无法获取足够多的数据来研究整个区域的 $PM_{2.5}$ 污染情况。卫星遥感监测数据分布范围广的特点恰到好处地弥补了这一缺陷。其中应用最多的方法是通过卫星遥感数据产品大气气溶胶光学厚度 AOD (Aerosol optical depth = AOT, aerosol optical thickness) 来反演地面 $PM_{2.5}$ 的分布情况^[4-6]。

本文从 AOD 数据来源的多样性及应用、反演地面 $PM_{2.5}$ 浓度时模型的选择以及模型的优化这几个方面进行梳理归纳,并探究了未来卫星遥感预测大气污染物的发展方向以及为流行病学研究提供强有力的数据支撑。

1 AOD 数据产品的多样化及应用

在反演地面 $PM_{2.5}$ 浓度时,有多种分辨率、多种来源的 AOD 数据可以选择使用,不同研究根据自身需要以及研究区的特性等情况从空间、时间尺度选择合适的 AOD 数据或者是将多种 AOD 数据结合使用。最常用的 AOD 数据产品是 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectrometer) AOD 数据,这一数据产品的分辨率从 1-10 km 不等。大多数研究使用的 MODIS AOD 数据分辨率是 10 km,比如使用 MODIS 10 km 的 AOD 数据研究地面 $PM_{2.5}$ 监测浓度的光学和时空敏感度^[7];在研究美国东南部过去 10 年间的气溶胶的变化情况时发现,MODIS Terra 的 10 km AOD 数据和 $PM_{2.5}$ 监测数据存在显著相关性^[8];有许多学者采用 MODIS 10 km 的 AOD 数据评价其反演地面 $PM_{2.5}$ 浓度的能力^[9]、研究地面 $PM_{2.5}$ 浓度的趋势^[10]以及统计某个区域一年中空气质量良好的天数^[11]。一些研究比较了 MODIS 10 km 的 AOD 数据和其他分辨率的 AOD 数据反演地面 $PM_{2.5}$ 浓度的能力,发现一般随着分辨率的增加预测效果越好^[12-15]。

随着 AOD 数据反演 $PM_{2.5}$ 浓度相关研究的不断深入,低分辨率的 AOD 数据无法满足研究小尺度范围的 $PM_{2.5}$ 浓度的需要,所以 MODIS 提供了 L1B 级的基础数据结合不同的反演算法获得的 1 km 分辨率的 AOD 数据,已有学者使用这一数据进行与地面 $PM_{2.5}$ 浓度有关的研究^[5,16-18]。最普遍的 1 km 分辨率数据是通过 MAIAC 算法得到的,利用这一数据从日、

月、年 3 个时间尺度与 $PM_{2.5}$ 监测数据进行拟合,发现其中年均数据拟合最佳^[9],与传统 10 km AOD 产品进行了比较,发现使用 1 km 的 AOD 数据预测地面 $PM_{2.5}$ 的精度有所提升^[20-22]。有研究在美国本土使用 MAIAC 算法研究了不同空间分辨率对 $PM_{2.5}$ 浓度预测的影响^[23]。以上研究均体现了 1 km 分辨率 AOD 数据相比 10 km 的 MODIS AOD 数据在反演地面 $PM_{2.5}$ 浓度时的提升。

经过 10 多年的使用暗像元算法反演 10 km 的 MODIS AOD 数据,MODIS 团队发布了作为 Collection 6 一部分的 3 km MODIS AOD 产品。使用这一数据来预测北京市每天的地面 $PM_{2.5}$ 浓度时发现大约有 1 920 万的人口长期暴露在 $PM_{2.5}$ 污染中^[24],而且 3 km 空间分辨率的 AOD 数据可以详尽的展现北京区域 $PM_{2.5}$ 浓度的空间分异特征^[25]。

还有一些方式可以反演 AOD 数据,比如采用 WRF - CMAQ (Weather Research and Forecasting - Community Multiscale Air Quality) 模型模拟可以得到 AOD 数据^[26-27]进而用于地面 $PM_{2.5}$ 浓度的反演;VIIRS (Visible infrared imaging radiometer suite) 的 AOD 产品在 $PM_{2.5}$ 研究中也应用,有研究使用 6 km 的 VIIRS 卫星 AOT 数据和 MODIS 10 km 的 AOT 数据分析了 2014 年北京市的“APEC 蓝”并对这两种卫星数据作了一个比较^[28];一些研究使用的是 17.6 km 或者是 18 km 分辨率的 MISR (Multiangle imaging spectroradiometer) 的 AOD 数据,与传统 10 km 的 MODIS 数据反演 $PM_{2.5}$ 的能力进行了比较^[14-15,29];搭载在 Envisat 卫星上的传感器 MERIS/AATSR 协同算法反演 AOD,分辨率达到 1km,可以用于研究城市内部的气溶胶特征^[30];GOES (Geostationary operational environmental satellite) 卫星^[15,29,31]反演的 4 km 的 AOD 数据在反演地面 $PM_{2.5}$ 浓度的研究中也应用,使用这一数据可以预测野火事件中 $PM_{2.5}$ 分布情况^[32];有研究结合 MISR 17.6 km 的 AOD 产品和 SeaWiFS 13.5 km 的 AOD 产品反演了长达 15 年时间跨度的 $PM_{2.5}$ 浓度^[33];还可以使用 POLDER 卫星反演的 AOD 数据,验证其在反演 $PM_{2.5}$ 浓度时的可用性,并且识别出被污染的天数^[34];Landsat 8 反演的 AOT 数据可以反演城市尺度层面的 $PM_{2.5}$ 浓度^[35];韩国的 GOCI (Geostationary ocean color imager)^[36]反演的 AOD 数据也可以用于获取地面 $PM_{2.5}$ 浓度,比如将 GOCI 反演的 AOD 数据和 CMAQ 模拟的 AOD 数据通过数据同化技术结合使用,进而用于地面 $PM_{2.5}$ 浓度的反演^[27];中国环境卫星 HJ1-CCD 的蓝绿波段在没有其他辅助数据的情况下反演的 AOD 产品同样可用于反

演地面 PM_{2.5} 浓度^[37]。

在遥感数据并未广泛应用于反演地面 PM_{2.5} 浓度时,地面太阳光度计测量的 AOD 数据扮演着预测地面 PM_{2.5} 浓度的角色^[38]。使用 CIMEL 太阳光度计的 AOD 数据研究其与不同粒径的悬浮物之间的相关关系,发现 AOD 与 PM₁、PM_{2.5}、PM₁₀ 之间的 R² 为 0.7~0.81^[39]。而可以评价和辅助卫星遥感数据反演地面 PM_{2.5} 浓度的 SPARTAN 网络就是通过太阳光度计测量的高质量 AOD 数据构建的^[40]。有学者使用便携式的 MICRO-TOPS-II 提供的 AOD 数据研究这一数据与 PM_{2.5} 的相关性^[41-42]。关于太阳光度计测量 AOD 数据的相关研究中利用 Pearson 相关检验发现 MFRSR (Multifilter Rotating Shadowband Radiometer) 测量的波长为 500 nm 的 AOD 数据和 PM_{2.5} 地面监测数据相关性最高^[43]。

2 反演地面 PM_{2.5} 浓度模型的选择

在 AOD 与地面 PM_{2.5} 监测数据拟合时,常用到的模型是简单线性回归模型,有时候线性回归模型无法达到最佳的拟合效果,所以衍生出很多反演地面 PM_{2.5} 浓度的非线性模型,众多研究均表明比起线性模型,非线性模型的拟合效果更佳。在采用经验模型拟合 MODIS 的 AOT 数据和地面监测 PM_{2.5} 浓度时发现二次式的模型更有效^[44];通过线性、对数、指数、幂函数以及二次函数在 MATLAB 软件中拟合 AOD 和 PM_{2.5} 的相关关系时结果证明二次函数的拟合效果最好^[45];将线性回归模型(LR)、广义相加模型(GAM)和多元自适应回归样条(MARS)3 种回归模型进行比较发现,其中 MARS 和 GAM 的反演结果都比简单线性回归模型要好,MARS 表现最好,在某种程度上可能是因为它包含了选择最优变量子集的过程,利用这一因素对 GAM 模型进行改进,改进模型的预测精度得到提升^[46];使用简单线性回归模型拟合 AOD 和 PM_{2.5} 时的相关系数为 0.17,而采用广义相加模型 GAM 时 R² 达到了 0.77^[47];有研究表明 CMAQ 模型预测的 PM_{2.5} 浓度虽然比卫星数据低,但是前者的不确定性更小,所以可以将 2 种方法预测的 PM_{2.5} 数据结合起来以发挥 2 种方法各自的优势^[48]。

鉴于神经网络拟合非线性多变量的能力非常优越,任意复杂的非线性关系都可以用其来映射,而且学习规则比较简单,有着强大的自学习能力,所以有许多研究采用神经网络来拟合 AOD 和地面 PM_{2.5} 浓度。有学者使用 BP 神经网络模型来预测 PM_{2.5} 浓度^[49],这一模型通常可以分成 4 个阶段:数据预处理、网络构建、网络训练和数据仿真;研究发现采用 BP 神经网络拟合的 AOD 和 PM_{2.5} 的关系随着季节发生变化^[50]并且

从站点尺度、季节尺度、粒径大小等不同的角度探究了 AOD 和 PM_{2.5} 的相关性^[51];通过 AOD 数据结合地面 PM_{2.5} 监测数据可以直接训练一个机器学习算法来预测地面 PM_{2.5} 的每日分布情况^[32,52-53];将 MODIS AOD 预测 PM_{2.5} 内嵌于一个中枢神经网络中,可以以此来探究 AOD 和 PM_{2.5} 关系的季节特征和空间特征^[54];有学者提出了在 AOD 数据缺失情况下可以改善反演地面 PM_{2.5} 结果的 IMVL (Incomplete Multi-view Learning Model) 模型,该模型提高了预测地面 PM_{2.5} 数据的精度^[55]。

地理加权回归 GWR (Geographically weighted regression) 模型在数据处理时考虑局部特征作为权重,将数据的空间特性纳入到模型中,也可以提高模型的预测精度^[56]。在研究中国珠三角地区的 PM_{2.5} 分布情况时发现,GWR 模型比起一般的线性回归模型和半经验模型预测地面 PM_{2.5} 的精度更高^[57];使用 GWR 模型将站点监测信息融合在反演 PM_{2.5} 的模型中可以改进 PM_{2.5} 预测结果^[58]。

混合回归模型在拟合 AOD 和 PM_{2.5} 的关系方面也有较多应用^[59-60]。比如采用混合时空模型针对每日的随机偏差,将固定的和随机的 AOD 数据以及温度梯度与地面 PM_{2.5} 监测数据进行回归来研究区域的 PM_{2.5} 污染情况^[61];有研究将 LUR (Land-use Regression) 模型结合 MODIS AOD 数据来反演地面 PM_{2.5} 浓度^[62-63];也有学者^[64-65]采用混合影响模型来拟合 AOD 和 PM_{2.5} 的关系,在这类模型中加入随机影响或者是空间异质性来得到更好的预测结果;使用混合影响模型还可以校正每日的地面 PM_{2.5} 浓度和 AOD 数据的关系,与简单线性回归模型相比,估测 PM_{2.5} 浓度的精度得到显著改善,R² 达到 0.796^[25]。

在 AOD 反演地面 PM_{2.5} 浓度时还有一些其他方法,比如将 GSI (Gridpoint statistical interpolation) 拓展来模拟 PM_{2.5} 的浓度以提高预测精度^[66-67];或者是采用 MLR (Multiple linear regression) 和 SVR (Support vector regression) 结合构造经验模型预测 PM_{2.5} 浓度^[68],抑或是直接构建一个 SOR-SVR (Successive over relaxation support vector regress) 模型来反演地面 PM_{2.5} 浓度^[69]。

3 反演地面 PM_{2.5} 浓度模型变量的拓展和优化

诸多研究表明回归模型除了考虑像线性与非线性这类模型的选择之外,在 AOD-PM_{2.5} 相关关系模型中加入气象参数、气溶胶垂直分布特性及地表信息等因素会改善 AOD-PM_{2.5} 的拟合效果。有些模型中只加入了一种气象因素比如相对湿度 RH (Relative hu-

midity)^[57]或者是边界层高度 PBLH(Planetary Boundary Layer Height=HPBL, Height of Planetary Boundary Layer)^[70],而风速、风向、温度等气象数据未考虑在内;有研究同时考虑了相对湿度和边界层高度对模型的影响^[4,71],比如将相对湿度和边界层高度作为辅助数据,构建了 PM_{2.5} 地面监测数据和 AOD 数据的线性关系^[72];利用 RAMS 模式模拟的边界层高度和相对湿度可以对 AOT 数据进行高度订正和湿度订正^[73];不同研究采用的湿度数据也不同,比如有时候在研究与边界层高度一起作为辅助数据的是绝对湿度 AH(Absolute Humidity)^[74];有学者在对比 MODIS 气溶胶光学厚度产品和北京市空气污染指数时发现,经过垂直订正和湿度订正的气溶胶光学厚度产品与空气污染指数的相关性提高^[75];在构建预测地面 PM_{2.5} 浓度的半经验模型时的研究中,除了考虑相对湿度和边界层高度的影响外,还考虑了温度对模型的影响^[76]。

在模型中除了考虑边界层高度、相对湿度和温度外,可以通过加入更多的气象信息改善模型拟合结果,比如在研究模型中加入了风速、风向和风力数据来提高模型的预测精度^[49-50,77],而一些研究还考虑到了大气压强和太阳辐射对预测结果的影响^[68]。除了气象数据,云覆盖造成的 AOD 数据缺失也会对模型反演地面 PM_{2.5} 浓度产生影响^[78],使用 MODIS 的云覆盖数据(MOD35)产品消除多云天气对预测 PM_{2.5} 浓度的影响^[79]。通过在模型中加入土地利用信息作为辅助数据同样可以达到提高反演精度的目的,比如在预测地面 PM_{2.5} 浓度的地理加权回归模型中除了加入气象数据,还加入了土地利用信息^[56]。

上述作为辅助信息的影响因子大致可以分为两类,PM_{2.5} 浓度的空间预测变量和 PM_{2.5} 浓度的时间预测变量。有学者在拟合 AOD 和 PM_{2.5} 关系时将开放空间的比例、人口密度、高程、交通密度、PM_{2.5} 排放点,区域 PM_{2.5} 排放这几个因子作为空间预测变量,将相对湿度、绝对湿度、边界层高度、温度、风速以及能见度作为时间预测变量^[80],当然不同的研究选取的预测变量有所不同,像有研究的空间预测变量只选择了道路密度,时间预测变量中加入了日降水量和人口数据,未考虑风速、能见度和绝对湿度等影响因素^[81]。

模型中还可以使用气溶胶垂直特性改善模型预测精度,一般通过雷达数据较高的垂直分辨率获取气溶胶的垂直分布信息^[82-83]。一些研究的气溶胶垂直信息来自 GEOS-Chem 模型模拟^[19,84-85]得到的。CALIP 雷达上搭载的 CALIPSO 卫星提供的气溶胶垂直特性信息也可以用于 AOD-PM_{2.5} 模型中^[86-88]。将上述 2 种方式结合也是获取气溶胶垂直分布特性信息的一种

方式^[89]。NIES/LIDAR 雷达也可以测量气溶胶颗粒的垂直分布,并将其用于 AOD 预测地面 PM_{2.5} 浓度的模型中^[90-91]。

还有一些其他方法可以对 AOD 反演 PM_{2.5} 浓度的模型进行优化,比如使用 DA(Data assimilation)系统校正 AOD 数据产生更好的预测结果^[92],或者是采用 HSRL(High spectral resolution lidar):提供的 AOD/HLH(Haze layer height)比值对 MODIS AOD 进行标准化处理来改善预测模型^[93]。有研究将拉格朗日常数和一系列季节性变量加入到回归模型中,发现预测精度得到了显著的提升^[94]。

4 讨论与展望

AOD 数据来源的多样性为 PM_{2.5} 研究提供了更多的选择,鉴于遥感卫星数据具有连续、动态、快速、分布范围广的同时成本低廉以及时效性强的特点,像采用太阳光度计这一方式在地面测量 AOD 数据的方法会逐渐被取代。遥感卫星 AOD 数据的类型多种多样,分辨率不等,在未来随着研究尺度的不断缩小,探究城市层面的问题的不断深入,新的高时空分辨率的数据有很好的发展前景,而且结合使用多种卫星数据可以将各个数据自身的优势综合起来,从而获得更好的反演结果。

通过总结不同方法的反演结果(表 1)发现,在美国地区使用 AOD 数据反演地面 PM_{2.5} 浓度时,AOD 数据的分辨率对反演结果的影响并不是十分显著,而采用不同的模型以及在模型中加入季节、气象等因子都能显著提升反演精度;而在中国区域,随着 AOD 数据分辨率的提升,反演精度会出现较大的改善,在模型中加入气象等其他因子反演结果的改善效果没有提高 AOD 数据分辨率显著,同样选择不同模型的反演结果之间的差异也没有改善 AOD 数据分辨率对反演结果产生的影响大。在今后的研究中,选择哪种方式来获取 AOD 数据反演地面 PM_{2.5} 浓度的最优结果,要根据研究的区域特点以及数据来源进行多方面的分析。

在 AOD 数据拟合地面监测 PM_{2.5} 数据方面,单一的线性模型已经无法满足当前的研究需要,拟合模型的类型将越来越丰富,不仅仅包含神经网络模型、地理加权回归模型、混合模型等,会不断衍生出新的预测精度优化的模型来拟合 AOD 和 PM_{2.5} 的关系。而且在模型中的预测变量不单单只考虑相对湿度、边界层高度、风速、风向、风级、温度、大气压强等等气象因子,还可以考虑下垫面的类型、地表反射率、区域是否开放与否、人口密度以及气溶胶类型等影响因素。由

表 1 不同方法对反演结果的影响比较
Table 1 Comparison about effects on retrieval results of different methods

	方法	研究区域	R ²	年份	文献
不同分辨率的 AOD 数据	MAIAC 1 km	美国新英格兰西部区域	0.5	2013	[20]
	MODIS 10 km		0.45		
	6 km 的韩国同步彩色影像反演 AOD	中国	0.66	2015	[34]
	MODIS 3 km	中国北京	0.81-0.83	2015	[24]
	MODIS 1 km	中国武汉-宜昌	0.883	2015	[21]
气象等相关因子订正	本文 MODIS L1B1 km 高分辨率 地面的因子数据从 GEOS-Chem 模型模拟获取	蒙特利尔	0.96	2016	[22]
	湿度订正和垂直订正	京津冀地区	0.5 以上	2014	[4]
	行星边界层高度和相对湿度	中国北京	0.62	2015	[72]
	边界层高度与近地面空气相对湿度信息	中国北京	0.62	2013	[73]
	气象信息(温度、相对湿度);行星边界层高度,日降水量,人口数据	墨西哥市	0.724	2015	[81]
	气溶胶垂直特性来自于 CALIOP 雷达上面搭载了 CALIPSO 卫星	中国	0.74	2015	[86]
	相对湿度和混合边界层高度的同时订正	中国北京	0.79	2013	[42]
	采用气溶胶细模态光学厚度和气象因子进行了校正	中国南京	0.79	2015	[18]
	选取温度与风速作为修正气象因子	中国南京都市圈	0.79	2015	[16]
	GEOS-Chem 调整垂直光学特性	北美地区	0.82	2013	[89]
	地面温度,相对湿度,能见度,风速	珠三角区域	0.845	2014	[96]
	加入季节、行星边界层	美国纽约	0.94	2012	[54]
	土地利用仿真系统	美国东南部	0.61	2013	[56]
	重分析		0.6		
	结合 MODIS AOD 的 LUR 时空模型	美国佛罗里达州	0.63	2012	[63]
	广义相加模型 GAM	中国西安	0.691	2015	[77]
	BP 神经网络	中国东部	0.7 以上	2013	[49]
	混合影响模型	中国北京	0.796	2015	[25]
	混合影响模型	美国新英格兰区	0.83	2012	[65]
	将卫星 AOD 预测的 PM _{2.5} 浓度和模型模拟的 PM _{2.5} 浓度结合	美国纽约	0.86	2013	[48]
	通过 HSRL 的 AOD/HLH(雾霾层高度)来标准化 MODIS AOD	华盛顿到巴尔的摩的廊道	0.88	2015	[93]
	混合模型回归	美国东北部	0.88	2014	[61]
	混合模型方法	美国新英格兰区	0.92	2012	[36]

于云覆盖对卫星数据的结果产生一定的偏差,在未来的研究中应当考虑如何更加精确的消除云覆盖对 AOD 数据的影响。随着研究模型的不断改进,模型中涉及到的数据会越来越复杂,这就对精确的数据支撑有了更为严格的要求。由于各个研究中研究区域的差异,所以无法找到一个用于具体地评述每一种模型优缺点的较为统一的标准,而在同一研究区域使用不同模型时可以看到与线性模型相比,一般而言非线性模型在拟合 AOD 数据和 PM_{2.5} 数据时更有优势。

地面 PM_{2.5} 浓度数据是流行病学领域中研究 PM_{2.5} 污染对人类健康的影响时不可或缺的数据支撑,而 AOD 反演的 PM_{2.5} 浓度数据相比地面固定站点监测的小范围的 PM_{2.5} 数据有着更广泛的应用价值。比如使用遥感卫星 AOD 数据反演的 PM_{2.5} 浓度估计了全球尺度的人口暴露于 PM_{2.5} 污染造成的死亡率,发现 8.0% 的心肺疾病患者、12.8% 的肺癌患者以及 9.4% 的冠心病患者的致病都是 PM_{2.5} 暴露造成的^[95]。有研究使用 MODIS 的 AOT 数据结合气象信息反演了珠三角地区的地面 PM_{2.5} 的浓度,基于这一数据分析发现,PM_{2.5} 暴露会导致每 100 万人中有 1 069 人死于心肺

疾病^[96]。使用 AERONET AOD 数据反演的地面 PM_{2.5} 浓度进行研究,发现北京市 2001-2012 年间每年大约有 5 100 人死于 PM_{2.5} 污染,所有年龄段大约每 10 000 人中会有 15 人死亡的几率^[72]。在未来,AOD 数据反演的地面 PM_{2.5} 浓度数据将为流行病学中研究 PM_{2.5} 暴露对人类健康的危害提供强有力的数据支撑。

[参考文献]

- [1] 谢元博,陈娟,李巍. 雾霾重污染期间北京居民对高浓度 PM_{2.5} 持续暴露的健康风险及其损害价值评估[J]. 环境科学, 2014(1):1-8.
Xie Yuanbo, Chen Juan, Li Wei. An Assessment of PM_{2.5} related health risks and impaired values of Beijing residents in a consecutive high-level exposure during heavy haze days [J]. Environmental Science, 2014(1):1-8.
- [2] 郭新彪,魏红英. 大气 PM_{2.5} 对健康影响的研究进展[J]. 科学通报, 2013(13):1171-1177.
Guo Xinbiao, Wei Hongying. Progress on the health effects of ambient PM_{2.5} pollution[J]. Chinese Science Bulletin, 2013(13):1171-1177.
- [3] 杨振宇. 浅谈 PM_{2.5} 对环境与健康的影响[J]. 科技, 2013(13):208.

- Yang Zhenyu. The health effects on environment and health of PM_{2.5} pollution[J]. *Technology Trend*, 2013(13):208.
- [4] 陈辉, 厉青, 王中挺, 等. 利用 MODIS 资料监测京津冀地区近地面 PM_{2.5} 方法研究[J]. *气象与环境学报*, 2014(5):27-37.
- [5] 杜佳威, 汤田玉, 黄敏. 基于遥感影像的 PM_{2.5} 浓度分布的探索[J]. *电子世界*, 2014(15):187.
- Du Jiawei, Tang Tianyu, Huang Min. Exploring the PM_{2.5} pollution distribution based on remote sensing image [J]. *Electronics World*, 2014(15):187.
- [6] 李加恒, 刘厚凤, 赵丹婷. 基于 MODIS 的气溶胶光学厚度反演算法及应用进展[J]. *绿色科技*, 2012(2):108-111.
- Li Jiaheng, Liu Houfeng, Zhao Danting. The application progress of AOD retrieval methods based on MODIS [J]. *Journal of Green Science and Technology*, 2012(2):108-111.
- [7] Tian J, Chen D. Spectral, spatial, and temporal sensitivity of correlating MODIS aerosol optical depth with ground-based fine particulate matter (PM_{2.5}) across southern Ontario [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2010, 36(2):119-128.
- [8] Alston E J, Sokolik I N, Kalashnikova O V. Characterization of atmospheric aerosol in the US southeast from ground- and space-based measurements over the past decade[J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2012, 5(7):1667-1682.
- [9] Tsai T, Jeng Y, Chu D A, et al. Analysis of the relationship between MODIS aerosol optical depth and particulate matter from 2006 to 2008[J]. *Atmospheric Environment*, 2011, 45(27):4777-4788.
- [10] Mansha M, Ghauri B. Assessment of fine particulate matter (PM_{2.5}) in metropolitan Karachi through satellite and ground-based measurements[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2011, 5(053546).
- [11] He X, Xue Y, Li Y, et al. Air Quality Analysis Based On PM_{2.5} Distribution Over China[M]. 2012:2494-2497.
- [12] Kumar N, Chu A D, Foster A D, et al. Satellite remote sensing for developing time and space resolved estimates of ambient particulate in Cleveland, OH[J]. *Aerosol Science and Technology*, 2011, 45(9):1090-1108.
- [13] Wong M S, Nichol J, Lee K H, et al. Monitoring 2.5 μm particulate matter within urbanized regions using satellite-derived aerosol optical thickness, a study in Hong Kong[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(23):8449-8462.
- [14] Philip S, Martin R V, van Donkelaar A, et al. Global chemical composition of ambient fine particulate matter for exposure assessment[J]. *Environmental Science and Technology*, 2014, 48(22):13060-13068.
- [15] Paciorek C J, Liu Y. Assessment and Statistical Modeling of the Relationship Between Remotely Sensed Aerosol Optical Depth and PM_{2.5} in the Eastern United States[R]. Research Report (Health Effects Institute), 2012(167):5-83, 85-91.
- [16] 景瑞环, 麻金继, 汪超. 基于多源数据的 PM_{2.5} 反演方法[J]. *大气与环境光学学报*, 2015(1):51-62.
- Jing Ruihuan, Ma Jinji, Wang Chao. Methods of PM_{2.5} inversion based on multi-source data[J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2015(1):51-62.
- [17] Hu X, Waller L A, Lyapustin A, et al. Estimating ground-level PM_{2.5} concentrations in the southeastern United States using MAIAC AOD retrievals and a two-stage model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140(0):220-232.
- [18] Jing R, Ma J, Wang C. Methods of PM_{2.5} inversion based on multi-source data[J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2015, 10(1):51-62.
- [19] Wang B, Chen Z. High-resolution satellite-based analysis of ground-level PM_{2.5} for the city of Montreal[J]. *Science of the Total Environment*, 2016(541):1059-1069.
- [20] Chudnovsky A, Lyapustin A, Wang Y, et al. Analyses of High Resolution Aerosol Data from MODIS Satellite: a MAIAC Retrieval, Southern New England, US[M]. 2013:8795.
- [21] 李同文, 孙越乔, 杨晨雪, 等. 融合卫星遥感与地面测站的区域 PM_{2.5} 反演[J]. *测绘地理信息*, 2015(3):6-9.
- Li Tongwen, Sun Yueqiao, Yang Chenxue, et al. Retrieving PM_{2.5} using satellite remote sensing and ground station measurements[J]. *Journal of Geomatics*, 2015(3):6-9.
- [22] Chudnovsky A, Tang C, Lyapustin A, et al. A critical assessment of high-resolution aerosol optical depth retrievals for fine particulate matter predictions[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2013, 13(21):10907-10917.
- [23] Strandgren J, Mei L, Vountas M, et al. Study of satellite retrieved aerosol optical depth spatial resolution effect on particulate matter concentration prediction [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions*, 2014, 14(18):25869-25899.
- [24] Xie Y, Wang Y, Zhang K, et al. Daily estimation of ground-level PM_{2.5} concentrations over Beijing using 3 km resolution MODIS AOD[J]. *Environmental Science and Technology*, 2015, 49(20):12280-12288.
- [25] Li R, Gong J, Chen L, et al. Estimating ground-level PM_{2.5} using fine-resolution satellite data in the megacity of Beijing, China[J]. *Aerosol and Air Quality Research*, 2015, 15(4):1347-1356.
- [26] Hogrefe C, Pouliot G, Wong D, et al. Annual application and evaluation of the online coupled WRF-CMAQ system over North America under AQMEII phase 2[J]. *Atmospheric Environment*, 2015(115):683-694.
- [27] Park M E, Song C H, Park R S, et al. New approach to monitor transboundary particulate pollution over northeast Asia [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2014, 14(2):659-674.

- [28] Meng R, Zhao F R, Sun K, et al. Analysis of the 2014 "Apec Blue" in Beijing Using more than one decade of satellite observations: lessons learned from radical emission control measures [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7 (11): 15224 - 15243.
- [29] Weber S A, Engel-Cox J A, Hoff R M, et al. An improved method for estimating surface fine particle concentrations using seasonally adjusted satellite aerosol optical depth [J]. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 2010, 60(5): 574-585.
- [30] Benas N, Chrysoulakis N, Giannakopoulou G. Validation of MERIS/AATSR synergy algorithm for aerosol retrieval against globally distributed aernet observations and comparison with MODIS aerosol product [J]. *Atmospheric Research*, 2013(132/133(0)): 102-113.
- [31] Chudnovsky A A, Lee H J, Kostinski A, et al. Prediction of daily fine particulate matter concentrations using aerosol optical depth retrievals from the geostationary operational environmental satellite (Goes) [J]. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 2012, 62(9).
- [32] Reid C E, Jerrett M, Petersen M L, et al. Spatiotemporal prediction of fine particulate matter during the 2008 Northern California wildfires using machine learning [J]. *Environmental Science and Technology*, 2015, 49(6): 3887-3896.
- [33] Boys B L, Martin R V, van Donkelaar A, et al. Fifteen-year global time series of satellite-derived fine particulate matter [J]. *Environmental Science and Technology*, 2014, 48(19): 11109-11118.
- [34] Leon J, Liousse C, Galy-Lacaux C, et al. Monitoring of Ambient Fine Particulate Matter Concentrations from Space: Application to European and African Cities [R]. 2010: 7826.
- [35] Chen Y, Han W, Chen S, et al. Estimating Ground-level PM_{2.5} Concentration Using Landsat 8 in Chengdu, China [R]. 2014: 9259.
- [36] Xu J W, Martin R V, van Donkelaar A, et al. Estimating ground-level PM_{2.5} in eastern China using aerosol optical depth determined from the Goci satellite instrument [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2015, 15(22): 13133-13144.
- [37] Li Z, Zhang Y, Zhang Y, et al. Remote Sensing of Atmospheric PM_{2.5} from High Spatial Resolution Image of Chinese Environmental Satellite HJ-1/Ccd Data [R]. 2014: 17.
- [38] Tiwari S, Hopke P K, Pipal A S, et al. Intra-urban variability of particulate matter (PM_{2.5} and PM₁₀) and its relationship with optical properties of aerosols over Delhi, India [J]. *Atmospheric Research*, 2015(166): 223-232.
- [39] Estelles V, Martinez-Lozano J A, Pey J, et al. Study of the correlation between columnar aerosol burden, suspended matter at ground and chemical components in a background European environment [J]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2012, 117(D04201).
- [40] Snider G, Weagle C L, Martin R V, et al. Spartan: a global network to evaluate and enhance satellite-based estimates of ground-level particulate matter for global health applications [J]. *Atmospheric Measurement Techniques*, 2015, 8(1): 505-521.
- [41] Singh A, Rastogi N, Sharma D, et al. Inter and intra-annual variability in aerosol characteristics over northwestern Indo-gangetic plain [J]. *Aerosol and Air Quality Research*, 2015, 15(2): 376-386.
- [42] Lin H, Xin J, Zhang W, et al. Comparison of atmospheric particulate matter and aerosol optical depth in Beijing City [J]. *Environment Science*, 2013, 34(3): 826-834.
- [43] Michalsky J, Lebaron B. Fifteen-year aerosol optical depth climatology for Salt Lake City [J]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2013, 118(8): 3271-3277.
- [44] Wang C, Liu Q, Ying N, et al. Air quality evaluation on an urban scale based on MODIS satellite images [J]. *Atmospheric Research*, 2013(132/133(0)): 22-34.
- [45] Yao H, Ni X, Wang X, et al. The Relevant Research on AOD and Concentration of PM_{2.5} Pollutant [R]. 2015: 9521.
- [46] Sorek-Hamer M, Strawa A W, Chatfield R B, et al. Improved retrieval of PM_{2.5} from satellite data products using non-linear methods [J]. *Environmental Pollution*, 2013(182): 417-423.
- [47] Strawa A W, Chatfield R B, Legg M, et al. Improving retrievals of regional fine particulate matter concentrations from moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) and ozone monitoring instrument (OMI) multisatellite observations [J]. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 2013, 63(12): 1434-1446.
- [48] Cordero L, Wu Y, Gross B M, et al. Assessing Satellite AOD Based and WRF/CMAQ Output PM_{2.5} Estimators [R]. 2013: 8723.
- [49] Guo J, Wu Y, Zhang X, et al. Estimation of PM_{2.5} over eastern China from MODIS aerosol optical depth using the back propagation neural network [J]. *Environment Science*, 2013, 34(3): 817-825.
- [50] Wu Y, Guo J, Zhang X, et al. Correlation Between PM Concentrations and Aerosol Optical Depth in Eastern China Based On BP Neural Networks [M]. 2011, 3308-3311.
- [51] Wu Y, Guo J, Zhang X, et al. Synergy of satellite and ground based observations in estimation of particulate matter in eastern China [J]. *Science of the Total Environment*, 2012(433): 20-30.
- [52] Lary D J, Faruque F S, Malakar N, et al. Estimating the global abundance of ground level presence of particulate matter (PM_{2.5}) [J]. *Geospatial Health*, 2014, 8(3): S611-S630.
- [53] Malakar N K, Lary D J, Moore A, et al. Estimation and Bias

- Correction of Aerosol Abundance Using Data-Driven Machine Learning and Remote Sensing[C]. 2012 Conference on Intelligent Data Understanding (Cidu 2012), 2012:24-30.
- [54] Cordero L, Wu Y, Gross B M, et al. Use of Passive and Active Ground and Satellite Remote Sensing to Monitor Fine Particulate Pollutants on Regional Scales[R]. 2012:8366.
- [55] Wu M, Chen H, Chen J. Satellite Data Science: a Case Study for Smog Disaster Prediction from Multiple Satellite Observations[R]. 2015:9208, 58-61.
- [56] Hu X, Waller L A, Al-Hamdan M Z, et al. Estimating ground-level $PM_{2.5}$ concentrations in the southeastern US using geographically weighted regression [J]. Environmental Research, 2013(121):1-10.
- [57] Song W, Jia H, Huang J, et al. A satellite-based geographically weighted regression model for regional $PM_{2.5}$ estimation over the Pearl River Delta Region in China[J]. Remote Sensing of Environment, 2014,154(SI):1-7.
- [58] Van Donkelaar A, Martin R V, Spurr R J D, et al. High-resolution satellite-derived $PM_{2.5}$ from optimal estimation and geographically weighted regression over North America [J]. Environmental Science and Technology, 2015, 49(17):10482-10491.
- [59] Sorek-Hamer M, Kloog I, Koutrakis P, et al. Assessment of $PM_{2.5}$ concentrations over bright surfaces using MODIS satellite observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2015(163):180-185.
- [60] Lee H J, Liu Y, Coull B A, et al. A novel calibration approach of MODIS AOD data to predict $PM_{2.5}$ concentrations [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2011, 11(15):7991-8002.
- [61] Kloog I, Chudnovsky A A, Just A C, et al. A new hybrid spatio-temporal model for estimating daily multi-year $PM_{2.5}$ concentrations across northeastern USA using high resolution aerosol optical depth data[J]. Atmospheric Environment, 2014(95):581-590.
- [62] Lakshmanan A, Chiu Y M, Coull B A, et al. Associations between prenatal traffic-related air pollution exposure and birth weight: modification by sex and maternal pre-pregnancy body mass index [J]. Environmental Research, 2015(137):268-277.
- [63] Mao L, Qiu Y, Kusano C, et al. Predicting regional space-time variation of $PM_{2.5}$ with land-use regression model and MODIS data[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2012,19(1):128-138.
- [64] Hyder A, Lee H J, Ebisu K, et al. $PM_{2.5}$ exposure and birth outcomes use of satellite-and monitor-based data[J]. Epidemiology, 2014,25(1):58-67.
- [65] Lee H J, Coull B A, Bell M L, et al. Use of satellite-based aerosol optical depth and spatial clustering to predict ambient $PM_{2.5}$ concentrations [J]. Environmental Research, 2012(118):8-15.
- [66] Schwartz C S, Liu Z, Lin H, et al. Simultaneous three-dimensional variational assimilation of surface fine particulate matter and MODIS aerosol optical depth[J]. Journal of Geophysical Research-Atmospheres, 2012,117(D13202).
- [67] Pagowski M, Liu Z, Grell G A, et al. Implementation of aerosol assimilation in gridpoint statistical interpolation (V. 3.2) and WRF-Chem(V. 3.4.1)[J]. Geoscientific Model Development, 2014,7(4):1621-1627.
- [68] Thi N T N, Viet C T, Thanh H L, et al. Particulate Matter Concentration Estimation from Satellite Aerosol and Meteorological Parameters: Data-driven Approaches [R]. 2014(244):351-362.
- [69] Hou W, Li Z, Zhang Y, et al. Using Support Vector Regression to Predict PM_{10} and $PM_{2.5}$ [R]. 2014:17.
- [70] Hoi C K, Lin T H, Liu G R, et al. The relationship between aerosol optical depth and PM from Landsat data satellite and ground-based measurements data[J].
- [71] Guo Y, Feng N, Christopher S A, et al. Satellite remote sensing of fine particulate matter ($PM_{2.5}$) air quality over Beijing using MODIS[J]. International Journal of Remote Sensing, 2014,35(17):6522-6544.
- [72] Zheng S, Pozzer A, Cao C X, et al. Long-term (2001-2012) concentrations of fine particulate matter ($PM_{2.5}$) and the impact on human health in Beijing, China [J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2015,15(10):5715-5725.
- [73] 陶金花,张美根,陈良富,等.一种基于卫星遥感 Aot 估算近地面颗粒物的方法[J].中国科学:地球科学,2013(1):143-154.
- [74] Xiao Q, Ma Z, Li S, et al. The impact of winter heating on air pollution in China[J]. Plos One, 2015,10(e01173111).
- [75] 李成才,毛节泰,刘启汉,等. Modis 卫星遥感气溶胶产品在北京市大气污染研究中的应用[J].中国科学(D辑:地球科学),2005(S1):177-186.
- Li Chengcai, Mao Jietai, Liu Qihan, et al. Application of MODIS AOD for air pollution research in Beijing[J]. Science China (D Parts: Earth Science), 2005(S1):177-186.
- [76] Tian J, Chen D. A semi-empirical model for predicting hourly ground-level fine particulate matter ($PM_{2.5}$) concentration in southern Ontario from satellite remote sensing and ground-based meteorological measurements [J]. Remote Sensing of Environment, 2010,114(2):221-229.
- [77] Song Y, Yang H, Peng J, et al. Estimating $PM_{2.5}$ concentrations in Xi'an City using a generalized additive model with multi-source monitoring data [J]. Plos One, 2015, 10(e014214911).
- [78] Christopher S A, Gupta P. Satellite remote sensing of particulate matter air quality: the cloud-cover problem[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2010,60(5):596-602.

- [79] Zhang M, Huang B, Jiang R. Using satellite data to estimate particulate air quality in a subtropical city: an evaluation of accuracy and sampling issues[J]. *Remote Sensing Letters*, 2015, 6(5): 370-379.
- [80] Kloog I, Nordio F, Coull B A, et al. Incorporating local land use regression and satellite aerosol optical depth in a hybrid model of spatiotemporal PM_{2.5} exposures in the mid-Atlantic states[J]. *Environmental Science and Technology*, 2012, 46(21): 11913-11921.
- [81] Just A C, Wright R O, Schwartz J, et al. Using high-resolution satellite aerosol optical depth to estimate daily PM_{2.5} geographical distribution in Mexico City [J]. *Environmental Science and Technology*, 2015, 49(14): 8576-8584.
- [82] Lewis J, De Young R, Ferrare R, et al. Comparison of summer and winter California central valley aerosol distributions from lidar and MODIS measurements[J]. *Atmospheric Environment*, 2010, 44(35): 4510-4520.
- [83] Yin D, Jackson B, Kaduwela A. Evaluating CMAQ Particulate Matter Simulations in Central Valley California with Ground and Airborne Lidar Observations[R]. 2010: 623-626.
- [84] Van Donkelaar A, Martin R V, Brauer M, et al. Global estimates of ambient fine particulate matter concentrations from satellite-based aerosol optical depth: development and application[J]. *Environmental Health Perspectives*, 2010, 118(6): 847-855.
- [85] Van Donkelaar A, Martin R V, Brauer M, et al. Use of satellite observations for long-term exposure assessment of global concentrations of fine particulate matter[J]. *Environmental Health Perspectives*, 2015, 123(2): 135-143.
- [86] Guannan G, Qiang Z, Martin R V, et al. Estimating long-term PM_{2.5} concentrations in China using satellite-based aerosol optical depth and a chemical transport model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015(166): 262-270.
- [87] Han Y, Wu Y, Wang T, et al. Impacts of elevated-aerosol-layer and aerosol type on the correlation of AOD and particulate matter with ground-based and satellite measurements in Nanjing, southeast China[J]. *Science of the Total Environment*, 2015(532): 195-207.
- [88] Mei L, Xue Y, de Leeuw G, et al. Integration of remote sensing data and surface observations to estimate the impact of the Russian wildfires over Europe and Asia during August 2010[J]. *Biogeosciences*, 2011, 8(12): 3771-3791.
- [89] Van Donkelaar A, Martin R V, Spurr R J D, et al. Optimal estimation for global ground-level fine particulate matter concentrations[J]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2013, 118(11): 5621-5636.
- [90] Sano I, Mukai S, Nakata M, et al. Local Distribution of PM_{2.5} Concentration over Osaka Based on Space and Ground Measurements[R]. 2012: 8534.
- [91] Nakata M, Ohshima T, Fujito T, et al. Relationship Between Aerosol Characteristics and Altitude Based on Multi-Measurements and Model Simulations[R]. 2010: 7859.
- [92] Chen D, Liu Z, Schwartz C S, et al. The impact of aerosol optical depth assimilation on aerosol forecasts and radiative effects during a wild fire event over the United States [J]. *Geoscientific Model Development*, 2014, 7(6): 2709-2715.
- [93] Chu D A, Ferrare R, Szykman J, et al. Regional characteristics of the relationship between columnar AOD and surface PM_{2.5}: application of lidar aerosol extinction profiles over Baltimore-Washington Corridor during Discover-AQ [J]. *Atmospheric Environment*, 2015(101): 338-349.
- [94] Saunders R O, Kahl J D W, Ghorai J K. Improved estimation of PM_{2.5} using Lagrangian satellite-measured aerosol optical depth[J]. 2014, 91(0): 146-153.
- [95] Evans J, van Donkelaar A, Martin R V, et al. Estimates of global mortality attributable to particulate air pollution using satellite imagery[J]. *Environmental Research*, 2013, 120(0): 33-42.
- [96] Lai H, Tsang H, Thuan-Quoc T, et al. Health impact assessment of exposure to fine particulate matter based on satellite and meteorological information [J]. *Environmental Science-Processes & Impacts*, 2014, 16(2): 239-246.