

doi: 10.6046/zrzyyg.2023187

引用格式: 缪晨阳, 陈健, 马本浩. 基于数据场模型的南京市气溶胶光学厚度反演[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(4): 295-303.
(Miao C Y, Chen J, Ma B H. Inversion of aerosol optical depth in Nanjing City based on data field method[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(4): 295-303.)

基于数据场模型的南京市气溶胶光学厚度反演

缪晨阳, 陈健, 马本浩

(南京信息工程大学遥感与测绘工程学院, 南京 210044)

摘要: 高亮度地表上空的气溶胶光学厚度(aerosol optical depth, AOD)反演对于城市大气环境监测和污染岛研究等具有重要意义。该文综合考虑像元的光谱特性和空间特性,提出了一种基于数据场模型(data field method, DFM)的AOD反演方法。该方法基于Landsat OLI数据,开展了南京市上空AOD的反演研究,并分析不同空间结构、数据场强度和下垫面特征对DFM方法的影响,最后与传统的深蓝算法和MOD04产品等进行了对比分析。结果表明:DFM反演结果与CE318太阳光度计观测数据的相关系数为0.936,均方根误差、平均绝对误差和相对平均偏差分别为0.151, 0.120和1.139,平均相对误差和误差比分别为22.7%和72.7%,与地面实测数据具有较高的一致性。地表数据场强度高于12的区域,DFM算法具有较好的反演效果,且在夏春季反演效果优于秋冬季,在乡村、工业区等下垫面变化剧烈区域具有更好的反演效果。

关键词: 气溶胶光学厚度; 数据场; 6S模型; 结构函数

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2024)04-0295-09

0 引言

气溶胶是由空气中悬浮的固态和液态颗粒组成的多相体系,直径0.001~100 μm 之间。空气中较高的气溶胶浓度不仅影响空气质量、危害人类健康,而且可以通过辐射作用直接或间接地影响局地与全球气候^[1-2]。气溶胶光学厚度(aerosol optical depth, AOD)定义为气溶胶消光系数在垂直方向上的积分^[3]。目前已有多种算法可用于AOD的遥感反演,如暗目标法(dark target, DT)^[4]是基于暗地表区域波段线性关系反演AOD;深蓝算法(deep blue, DB)^[5]是利用长时间序列数据构建地表反射率库实现AOD反演。这些方法主要基于像元光谱特征,并未考虑像元空间结构信息,且针对地表反射率较高城市、沙漠等亮地表存在一定局限性^[6]。

结构函数法(structure function method, SFM)综合考虑了像元的光谱特性和空间特性^[7],利用小范围内像元表观反射率差异由地表反射率差异与大气透过率影响导致的特征,计算该区域内大气透过率

以实现AOD反演^[8]。相较于基于像元光谱特性的算法,SFM虽进一步利用了反射率的空间结构特征,但SFM利用的变异函数模型忽略了距离权重对结果的影响,使得该方法对地表反射率精度具有苛刻的要求^[9]。

相较于传统的SFM,数据场模型(data field method, DFM)利用距离衰减函数赋予各像元不同权重,并将所有像元的影响叠加至一个势函数中,能更好地综合波谱与空间信息^[10]。如冯霞^[11]提出的DFM能更好地描述城市区域的地物结构,对噪声、斑点具有良好的抑制作用。刘楠^[12]利用数据场思想应用于边缘提取算法实现了优于传统算法的影像边缘提取能力;Wang等^[13]利用DFM描述影像空间结构特征实现了影像自动分类等。以上结果均表明,DFM作为一种新兴理论在影像空间结构特征表达方面具有出色效果。

因此,本研究旨在发展一种基于DFM的AOD反演算法,进而以Landsat8 OLI为数据源,开展南京市AOD反演的研究,并分析不同空间结构、数据场强度和下垫面特征对DFM方法的影响,以更好地提升高亮度地表上空AOD的反演精度。

收稿日期: 2023-06-28; 修订日期: 2023-12-14

基金项目: 国家高分遥感卫星数据与产品共享交换服务平台项目“长江大保护高分综合应用”(项目编号: 30-Y60B01-9003-22/23)资助。

第一作者: 缪晨阳(1999-),男,硕士研究生,研究方向为大气遥感。Email: 1025299135@qq.com。

通信作者: 陈健(1978-),男,博士,副教授,研究方向为大气环境遥感、定量遥感。Email: chjinju@163.com。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

江苏省南京市 (N31°14′~32°37′, E118°22′~119°14′), 位于长江下游江苏西南部, 市域平面呈南北长东西窄展开, 面积为 6 587.02 km²[14]。过去几十年间, 南京市经历了快速的城市化进程, 工业和交通排放成为主要的大气污染源。城市内稠密的交通网络和发达的工业对空气质量造成了巨大压力, 排放出大量颗粒物及污染气体, 严重危害着居民的生活健康[15]。

表 1 Landsat8 OLI 数据列表
Tab.1 A list of Landsat8 OLI data

成像日期	云量/%	成像日期	云量/%	成像日期	云量/%
2016-01-08	17.90	2017-05-18	6.60	2018-10-28	0.06
2016-01-24	2.50	2017-06-03	22.00	2018-11-13	18.20
2016-02-09	22.97	2017-07-21	1.13	2018-11-29	20.54
2016-02-25	0.25	2017-08-06	22.14	2019-09-13	1.13
2016-03-12	1.64	2017-08-22	22.38	2019-09-29	17.96
2016-03-28	0.72	2017-10-09	0.07	2019-10-15	5.73
2016-04-29	1.64	2017-10-25	2.96	2019-10-31	0.26
2017-03-15	6.30	2017-11-26	0.21	2019-11-16	18.25
2017-04-16	24.80	2018-10-12	7.82		

2) 站点观测数据。本研究所采用的地面观测仪器为 CE318 太阳光度计, 位于南京北郊 (N32.21°, E118.71°, 海拔约 62 m) 南京信息工程大学北辰楼楼顶。使用 ASTPwin 软件进行去云筛选所得 Level 1.5 级气溶胶反演产品, 其算法精度接近 AERONET 反演精度[17], 利用卫星过境前后半小时内地基观测结果取均值作为标准值。

3) 其他数据。本研究同时使用 MOD04_3K 产品数据作为对比, 其是 MODIS Leve12 级别业务化气溶胶产品[16]。在反演时, 使用了 ERA5 (The fifth ECMWF reanalysis data, ERA5) 数据, 即欧洲中期天气预报中心对 1950 年 1 月至今全球气候的第五代大气再分析数据集, 其是一种综合性的再分析数据, 由 ECMWF 的 IFS(Integrated Forecast System)的 4D-var data assimilation 和 CY41R2 模型预报产生, 本文所用的是 total column water vapour 与 total column ozone 气象数据[18]。

2 研究原理与步骤

2.1 研究原理

在地表为朗伯体且大气水平均一的假设情况下, 卫星传感器接收到的表观反射率信号可表示为:

1.2 研究数据源及其预处理

1) Landsat8 数据。本文主要利用 Landsat8 OLI 数据开展南京地区气溶胶光学厚度的反演研究。本研究使用的数据包括 Landsat8 C2L1 级大气层顶表观反射率数据 (top of atmosphere reflectance, TOA) 以及 C2L2 级地表反射率数据 (surface reflectance, SR) (https://earthexplorer.usgs.gov)。针对 C2L1 级数据与 C2L2 级数据, 依据 XML 文件中定标系数进行定标获取 TOA 与 SR, 再按南京行政区划裁切出研究区范围[16]。考虑到与站点观测数据时间范围一致, 本研究筛选了 2016 到 2019 年期间云量小于 25% 的 Landsat8 OLI 数据 (表 1)。

$$\rho_{\text{TOA}}(\mu_s, \mu_v, \theta) = \rho_o(\mu_s, \mu_v, \theta) + \frac{T(\mu_s) T(\mu_v) \rho_s(\mu_s, \mu_v, \theta)}{(1 - R_s(\mu_s, \mu_v, \theta) S)}, \quad (1)$$

式中: ρ_{TOA} 为表观反射率 (卫星观测到的反射率); ρ_o 为大气程辐射 (太阳辐射在传输过程中受大气各组分及气溶胶微粒散射后到达传感器的辐射); R_s 为地表反射率; μ_s 为太阳天顶角的余弦; μ_v 为观测天顶角的余弦; θ 为相对方位角; $T(\mu_s)$ 为太阳到地表的大气透过率; $T(\mu_v)$ 为地表到传感器的大气透过率; S 为大气球面反照率。在上式中, S 与 $T(\mu_s) T(\mu_v)$ (后文简称 TT) 取决于单次散射比, AOD 以及气溶胶散射相函数 P 。本文所用 DFM 算法利用大气透过率 TT 进行 AOD 反演, 其对散射相函数具有较大独立性, 因此 S 对 DFM 反演结果的影响可忽略[7]。地表相邻 x_1, x_2 处大气表观反射率差值可变为:

$$\rho_o^1(\lambda) - \rho_o^2(\lambda) = TT(R_s^1(\lambda) - R_s^2(\lambda)), \quad (2)$$

式中: $\rho_o^1(\lambda)$ 和 $\rho_o^2(\lambda)$ 分别为 x_1, x_2 的表观反射率; $R_s^1(\lambda)$ 和 $R_s^2(\lambda)$ 分别为 x_1, x_2 的地表反射率; TT 为大气透过率。

SFM 算法虽提取了像元的空间结构信息, 但未充分考虑空间距离的影响。DFM 理论是基于物理

场模型发展而来,用于描述数据对象之间的相互作用,其充分考虑距离衰减的影响并将其纳入权重函数,数据场理论势函数 $\varphi_{x_1}(x_2)$ 为:

$$\varphi_{x_1}(x_2) = m \cdot \sqrt{-\left(\frac{\|x_1 - x_2\|}{\sigma}\right)^k}, \quad (3)$$

式中: m 为代表场源强度, $m \geq 0$; σ 为影响因子, $\sigma \geq 0$; k 为距离指数; $\|x_1 - x_2\|$ 表示 x_1, x_2 间的棋盘距离。数据场的空间分布主要取决于对象间的相互作用历程或者影响半径,而与势函数的具体形态或

者距离指数的选取关系不大^[19]。本文选用 $k=2$,其势函数对应高斯势,为短核力场模型,对于地表结构特征具有良好的表现效果^[11]。

由于传统的势函数模型更侧重于统计分析窗口中心像素与其他像素之间的灰度差异特性,无法准确描述局部特征。因此,本文使用局部窗口代替单个像素来获取空间特征,利用中心像素的辐射效应范围进行影响区域的计算^[11]。以给定点 x 为中心, N 个邻域 Ω 内其扩展势函数如下:

$$\varphi(x) = \sum_{x' \in \Omega} \sum_{x_{i,j} \in \xi(x')} |\rho(x') - \rho(x_{i,j})| \cdot \sqrt{-\left(\frac{\|x' - x_{i,j}\|}{\sigma}\right)^2}, \quad (4)$$

式中: $\xi(x')$ 为 x' 的辐射范围, $\xi(x') = (\|x_{i,j} - x_{i,j}\| \leq 3\sigma/\sqrt{2})$; $|\rho(x') - \rho(x_{i,j})|$ 为场源强度属性值之差; σ 为影响因子,用于控制相互作用力程; i, j 为该点坐标行列号。

结合式(2)与式(3)可知, x_1 和 x_2 处表观反射率扩展势函数之差可表示为:

$$\varphi_{TOA}(x_1) - \varphi_{TOA}(x_2) = TT(\varphi_{SR}(x_1) - \varphi_{SR}(x_2)), \quad (5)$$

式中: $\varphi_{TOA}(x_1)$ 和 $\varphi_{TOA}(x_2)$ 分别为 x_1, x_2 处表观反射率扩展势函数之差; $\varphi_{SR}(x_1) - \varphi_{SR}(x_2)$ 为 x_1, x_2 处地表反射率扩展势函数之差。利用 6S 模型建立大气透过率 TT 与 AOD 的查找表,基于式(4)求出各区域扩展势函数强度,再结合式(5)与查找表插值查找 AOD 反演结果。其技术路线如图 1 所示。

vegetation index, NDVI) 等光谱指数进行地物场景分类 1。MNDWI, NDVI 计算公式如下:

$$\rho_{MNDWI} = \frac{\rho_{GREEN} - \rho_{SWIR}}{\rho_{GREEN} + \rho_{SWIR}}, \quad (6)$$

$$\rho_{NDVI} = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}}, \quad (7)$$

式中: ρ_{GREEN} , ρ_{SWIR} , ρ_{NIR} 和 ρ_{RED} 分别为 OLI 第 3、第 6、第 5 和第 4 波段表观反射率。在 MODIS C6.1 气溶胶反演算法中将 $NDVI > 0.3$ 且 MODIS 第 7(中红外)波段表观反射率小于 0.1 的目标像元视为暗目标像元,并被证实是可靠的^[16];而归一化水体指数 $MNDWI > 0$ 像元视为水体像元^[20]。本研究将统一使用 10×10 区域子窗口。当窗口内暗目标像素占比达到 50% 时,该区域被视为暗目标,而当非暗目标区域不包含水体像素时,则视为亮目标。

2.2.2 地表反射率库构建

气溶胶反演中,地表反射率的精度至关重要。为了提高反演准确性,本研究采用了最小值合成法来获取更加精准的地表反射率信息^[5],即使用同一季节的影像进行合成以获得地表反射率库数据集。若同一季节内可用影像少于 3 幅,则不构建季度地表反射率库。

2.2.3 6S 查找表构建

使用 6S 辐射传输模型模拟构建不同观测几何条件下的电磁波在大气中的传播过程进行参数获取以构建查找表,其主要参数设置如下^[21]:

- 1) 观测几何条件。分别由太阳天顶角、太阳方位角、观测天顶角和观测方位角 4 个参数表达。
- 2) 大气模式。使用模式 8,输入臭氧总量与水汽总量([https:// cds.climate. copernicus. eu/cdsapp #!/home](https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/))。
- 3) 气溶胶参数设置。考虑大小范围与最终结

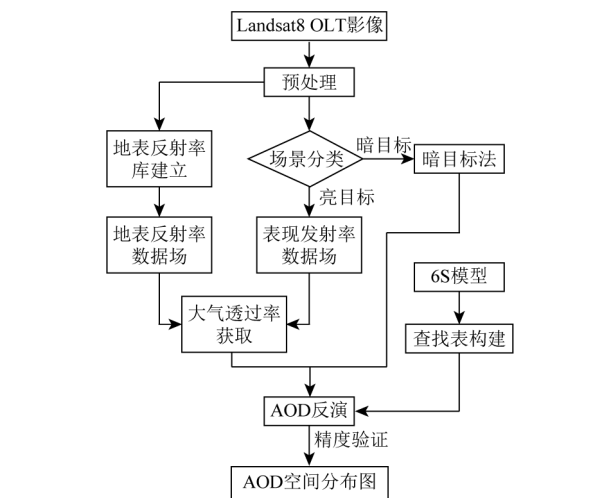


图 1 气溶胶光学厚度反演流程

Fig.1 Flow chart of AOD inverting process

2.2 研究步骤

2.2.1 场景分类

依据实际地物反射率特性,通过改进的归一化水体指数(modified normalized difference water index, MNDWI)、归一化植被指数(normalized difference

果,6S 中气溶胶光学厚度参数共设置 41 个参数,范围为 0~2.0,间隔 0.05,因值不能为 0 所以初始值设为 0.000 1,气溶胶为大陆型气溶胶,参数为 1。

2.3 暗目标 AOD 反演

在 Kaufman 等^[4] 研究中,当大气条件良好时,绿色植被在可见光的红、蓝波段以及 2.1 μm 红外波段的反射率存在强线性关系,且 2.1 μm 波段几乎不受气溶胶影响,其表观反射率近似等于地表反射率。因此,波长为 2.11~2.29 μm 的 OLI 第 7 波段影像中同样适用这种规律^[4],即:

$$R_{red} = \rho_{SWIR}/2 \quad , \quad (8)$$

$$R_{blue} = \rho_{SWIR}/4 \quad , \quad (9)$$

式中: ρ_{SWIR} 为 Landsat8 第 7 波段 TOA; R_{red} 与 R_{blue} 分别为红光与蓝光波段 SR。程晨等^[22] 的研究已经证明,在南京浓密植被覆盖区域中,使用暗目标法可以获得良好的反演效果。本研究采用 10×10 子窗口,计算各子窗口内像元的均值作为区域值。利用式

(8)和(9)获取红、蓝波段 SR;同时计算子窗口内暗像元的红蓝波段 TOA。然后,通过蓝光与红光波段查找表,依据式(3)进行插值,分别反演出红、蓝波段的 AOD 值,并取两者的均值作为最终结果。

2.4 亮目标 AOD 反演

本研究使用 10×10 大小的子窗口和 $\sigma=2$ 的扩展势函数模型^[11],并基于各窗口特征值组成数据场强度分布图,结合式(4)和(5)获取大气透过率。最终,利用查找表进行插值查找 AOD,再将结果重采样至 300 m。由于实际地表类型复杂,不同地表具有不同反射率特性,因此,本文将研究 DFM 算法于不同地表下的适用性情况。

3 AOD 结果与精度验证

3.1 AOD 反演结果

利用 DFM 算法进行 AOD 反演,得到的结果如图 2 所示。

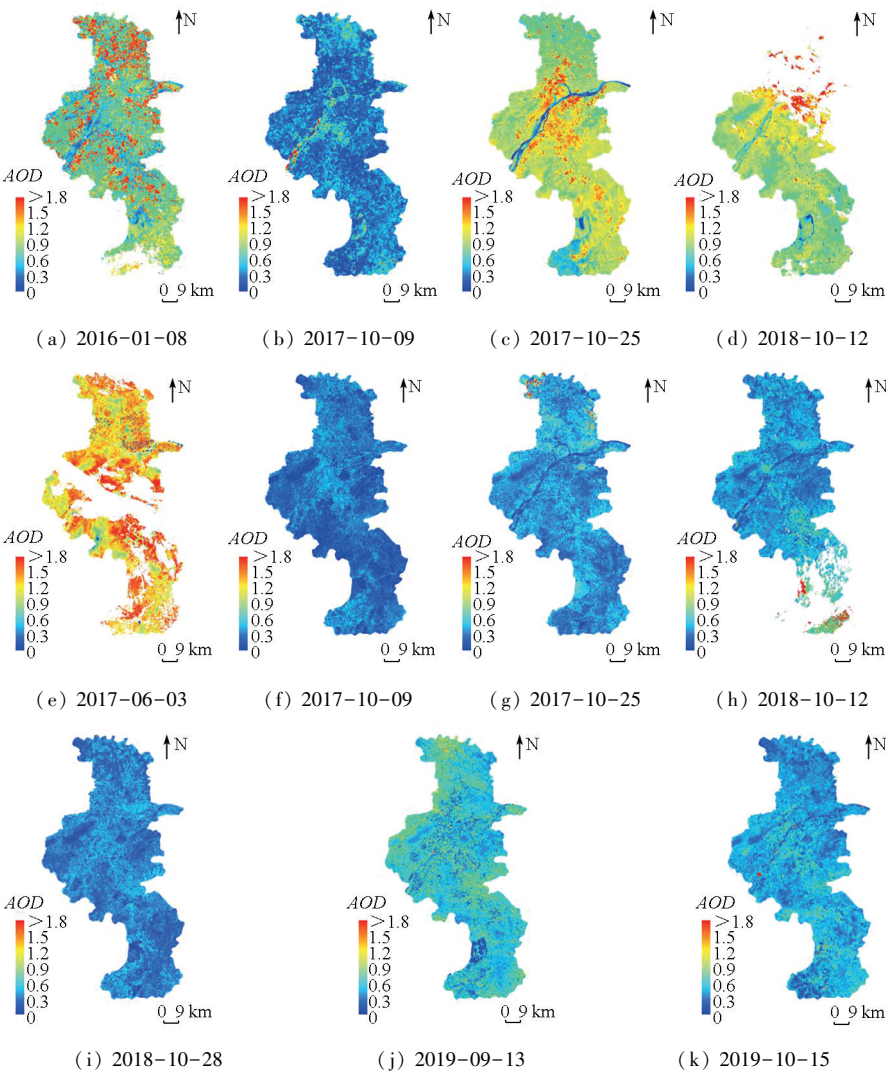


图 2 气溶胶光学厚度空间分布影像

Fig.2 The image of AOD spatial distribution

由图 2 可见,不同时期南京市 AOD 污染程度不同,但在空间分布上具有明显的规律。南京市 AOD 整体呈中心辐射状分布,从长江沿岸向南北逐渐降低,这一趋势与城市工业布局密切相关。长江沿岸平坦的地形和发达的水利交通使得该区域的制造业繁荣,作业扬尘和污染排放导致该区域具有稳定的高 AOD 中心。

在南京市中心,高 AOD 分布特征长期存在,其不同情况下均达到 0.8 以上。这主要归因于观测区域内汽车尾气排放、城市废弃物排放以及居民活动等因素。然而,在市中心局部区域,AOD 值急剧下降,可能与南京城历史文化有关,例如玄武湖等历

史古迹和旅游景点,导致该地区存在低 AOD 值分布区。

此外,在市区以南,围绕着江宁新区存在一个 AOD 高峰。随着南京江宁开发区的不断施工和建设,其污染水平也逐年增加。这一结果与程晨等^[22]的研究结果相一致。

3.2 精度验证

本文利用站点数据针对以上反演结果进行了精度检验,同时获取 MOD04 产品进行了对比分析。表 2 为以地面观测点为中心 15 km×15 km 区域内不同算法 AOD 反演结果的均值^[5]。

表 2 AOD 反演结果对比分析表
Tab.2 Comparison between AOD retrieved with the proposed algorithm

成像日期	CE318 太阳 光度计观测结果	MOD04 DB 算法产品	MOD04 DT 算法产品	DFm AOD 反演结果	DB 算法 反演结果	SFM 算法 反演结果
2016-01-08	0.970	0.84	0.83	1.28	1.31	1.10
2016-01-24	0.230	0.19	0.19	0.37	0.56	0.54
2016-04-29	0.970	0.72	1.10	1.25	1.13	1.21
2017-04-16	1.200	0.74	0.75	1.21	1.21	1.42
2017-06-03	1.100	0.83	1.04	1.14	1.40	1.21
2017-10-09	0.473	0.10	0.23	0.41	0.51	0.68
2017-10-25	0.470	0.23	0.40	0.55	0.70	0.75
2018-10-12	0.403	0.25	0.46	0.33	0.46	0.76
2018-10-28	0.208	0.05	0.16	0.30	0.45	0.56
2019-09-13	1.000	0.44	0.72	0.83	1.01	1.10
2019-10-12	0.403	0.08	0.14	0.46	0.84	0.68

表 3 利用统计指标均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、平均相对误差 (mean relative error, MRE)、相对平均偏差 (relative mean bias, RMB)、皮尔逊相关性系数 (R)^[23]、MODIS 气溶胶期望误差 (expected error, EE)和误差比 (error ratio, ER)对反演结果进行分析,其中,ER 越高则数据质量越好^[5],其他指标越低数据质量越好。公式分别为:

$$EE = \pm (0.05 \pm 0.2\tau) \quad , \quad (10)$$

$$ER = N_{EE}/N \times 100\% \quad , \quad (11)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|}{N} \quad , \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad , \quad (13)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{|X_i - Y_i|}{X_i}}{N} \quad , \quad (14)$$

$$RMB = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{Y_i}{X_i}}{N} \quad , \quad (15)$$

式中: X_i 为 CE318 太阳光度计 AOD 观测结果; Y_i 为卫星反演 AOD 结果值; N_{EE} 为误差落在期望误差范围内样本个数; N 为样本总数; τ 为 CE318 太阳光度计 AOD 观测结果。

表 3 AOD 反演结果的不确定性统计表
Tab.3 Statistical table of uncertainty based on AOD inversion results

误差	DFM AOD 反演 结果	DB 算 法反演 结果	SFM 算法反 演结果	MOD04 DB	MOD04 DT
MAE	0.120	0.196	0.235	0.269	0.162
MRE/%	22.700	47.300	58.300	45.400	25.900
RMB	1.139	1.473	1.583	0.546	0.791
RMSE	0.151	0.243	0.251	0.306	0.205
R	0.936	0.916	0.983	0.914	0.895
ER/%	72.700	54.500	45.500	27.000	63.600

DFM 算法的 AOD 反演结果 ER 为 72.7%。相比之下,MODIS DB 与 DT 算法反演结果仅有 27.0%, 63.6%处于 EE 范围内,反演效果不如 DFM 算法。特别是 MODIS DB 算法反演中,73%低于 EE 下限,这表明该地区 MODIS 地表反射率库构建存在高于实际地表反射率的问题。DT 算法反演结果中也有 36.4%低于 EE 下限,这也是由于该区域地表特征导

致的。此 3 种方法反演结果问题均是高于 EE 上限,预计是由于地表反射率库构建采用季度数据,时间间隔较长使得部分反演所用地表反射率值低于实际值。

4 影响因素分析

4.1 空间结构特征提取效果对比分析

对比势函数与变异函数发现,二者在本质上具有高度的一致性,区别在于权重函数的选取,如式(16)所示^[11]:

$$F = \sum_{x_1, x_2} w(x_1 - x_2) \times f[p(x_1) - p(x_2)] , \quad (16)$$

式中: F 为空间结构特征; x_1 和 x_2 分别为图像中 2 个不同像元; $p(x_1)$ 和 $p(x_2)$ 为对应像元的属性值; $w(x_1 - x_2)$ 为与 x_1, x_2 位置相关的权重函数; $f[p(x_1) - p(x_2)]$ 为与属性相关的函数。在表 4 中给出了势函数与变异函数的函数形式、属性相关性以及空间权重其属性相关性。其权重函数是完全不同的函数形式,这也是此二者间的根本区别,表 4 中 $N(h)$ 为局部邻域内距离为 h 的像素对个数。数据场理论势函数的权重 $\sqrt{-\left(\frac{\|x - x_{i,j}\|}{\sigma}\right)^2}$ 相较于变

异函数权重 $\frac{1}{2N(h)}$ 更能体现影像的空间位置特征。

表 4 势函数与变异函数对比^[11]

Tab.4 Comparison between data theory with the structure function

理论	函数形式	属性相关性	空间权重
势函数	$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \rho_x - \rho_{i,j} \cdot \sqrt{-\left(\frac{\ x - x_{i,j}\ }{\sigma}\right)^2}$	$ \rho_x - \rho_{i,j} $	$\sqrt{-\left(\frac{\ x - x_{i,j}\ }{\sigma}\right)^2}$
变异函数	$\frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [\rho(x_i) - \rho(x_i + h)]^2$	$[\rho(x_i) - \rho(x_i + h)]^2$	$\frac{1}{2N(h)}$

图 3 为 2017 年 7 月秋季地表反射率、结构函数

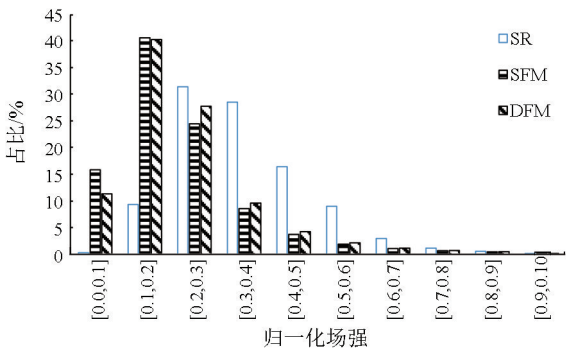


图 3 2017 年 7 月秋季地表反射率、结构函数与能量场归一化场强分布直方图

Fig.3 Histogram of surface reflectivity,structure function and data field in the fall of 2017

与能量场归一化场强强度分布直方图。在经过最小值与最大值排除后,在归一化强度高于 0.1 的区域,DFM 算法所提取的像元占比要高于 SFM 算法。

图 4 为基于相同地表反射率库分别利用 DB 算法^[24],SFM 算法^[7],以及本文的 DFM 算法获取的影像地表空间特征信息。结果显示这 3 种方法提取的地表特征空间分布具有较高的一致性。其中,使用拓展势函数模型获取的能量场强度差异最为明显,其效果远优于地表反射率库与变异函数模型。

图 5 为表 2 中 11 景影像分别通过 DFM,SFM 和 DB 3 种算法以地面站点为中心 3 km×3 km 区域内反演结果均值以及 EE 的上限与下限。从图中发现,DFM 反演结果落入 EE 的占比为 72.7%,远优于 DB 算法的 54.5% 和 SFM 算法的 45.5%。同时,误

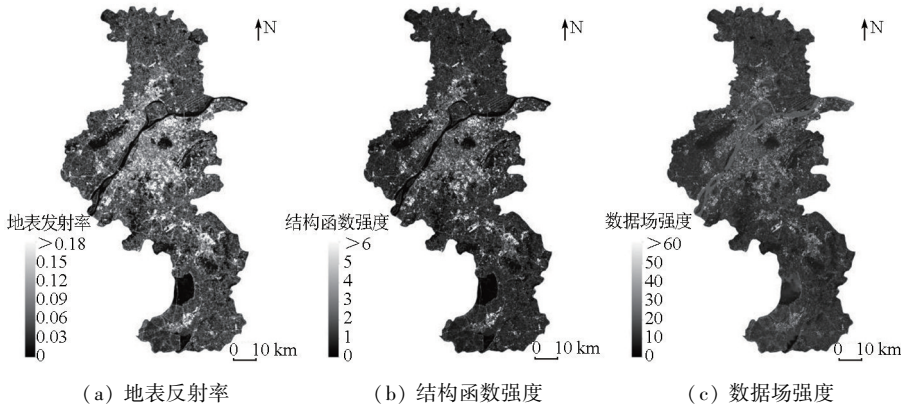


图 4 影像地表空间特征

Fig.4 The image of the surface spatial features

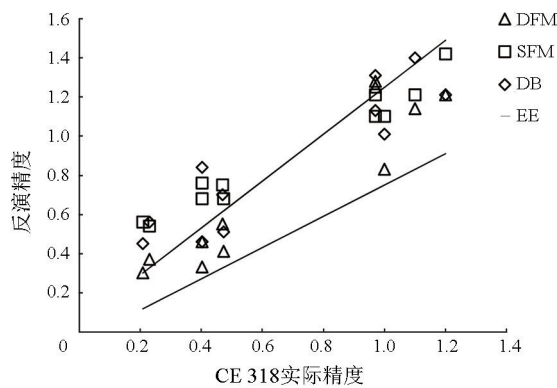


图 5 DFM,SFM,DB AOD 反演结果与 EE 之比
Fig.5 The image of error-ratio comparison between AOD retrieved by DFM,SFM,DB

差区域均表现为超出 EE 上限,这可能是由于季节性地表反射率库时间间隔过长导致反射率偏低。

4.2 数据场强度影响对比分析

为了研究数据场强度对 AOD 反演的影响,本研究统计了以地面观测站点为中心 3 km×3 km 范围内数据场强度和有效像元占比(图 6)。如果反演出的 AOD 结果在 MODIS 的 EE 之内,则认为误差可接受,如果超出 EE 范围,则该区域被视为误差过大。

从图 6 中可以看出,反演结果的有效区域主要分布在场强高于 12 的部分。随着数据场强度的增强,有效像元占比逐渐增多,而该类区域往往为复杂地表、人为景观等具有较高地表特征差异的区域,因此 DFM 算法在该部分区域内具有良好的反演效果。

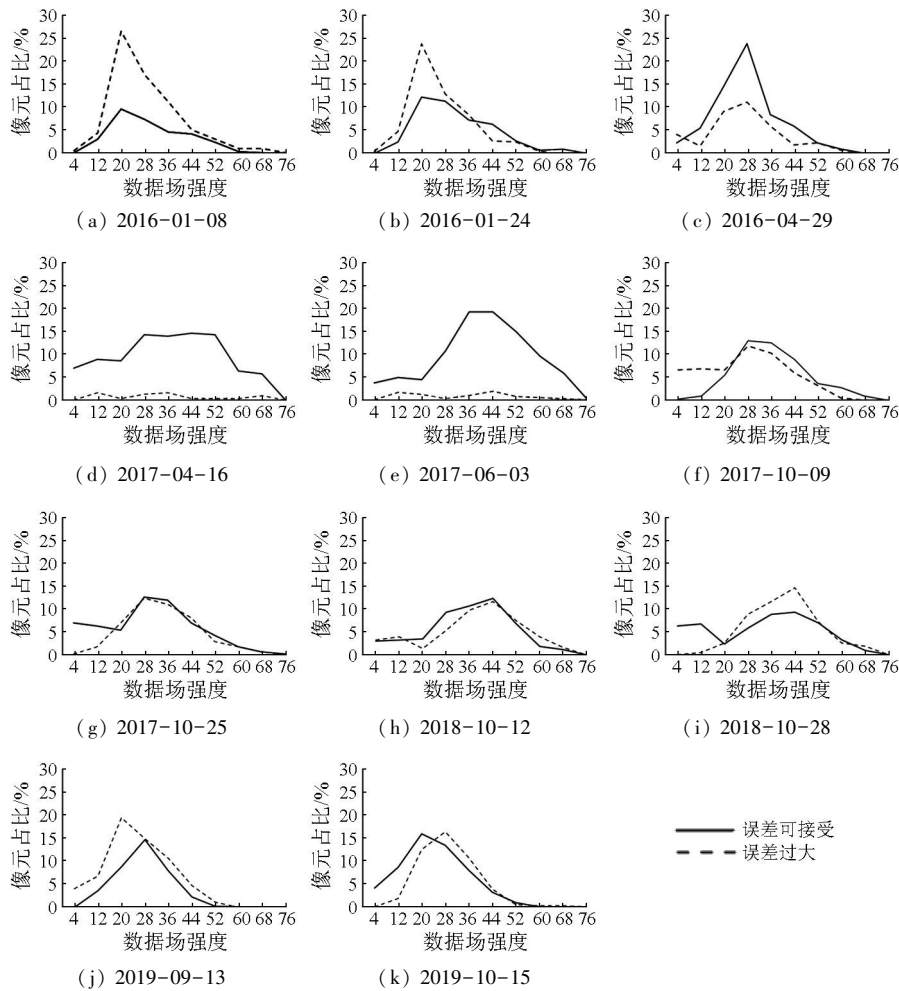


图 6 300 m 分辨率地表反射率数据场强度统计图

Fig.6 Statistics of surface reflectance data field values with 300 m resolution data

在不同季节反演效果方面,春夏季表现略优于秋冬季。田信鹏等^[25]指出,由于植被受季节影响最为剧烈,在冬季往往处于作物收割、植被枯萎的季节,使得其地表反射率变化表现为冬高夏低,而建成区则变化平缓,这一特点与本文研究结果高度一致。

对于高场强区域,有效像元占比下降速度低于误差过大区域下降速度,因此 DFM 算法在高场强区

域也能取得较好的反演效果。对于低场强区域,DFM 算法表现出明显的季节性差异。

4.3 不同下垫面影响

据 4.2 节的研究结果表明,数据场强度的差异对反演结果具有重要影响。因此,研究 DFM 算法在不同类型地表下垫面适用性非常必要。本研究旨在利用 2017 年 10 月 9 日的影像进行精确的大气校正

后获取不同地表下垫面场强分布直方图,探讨不同地表结构对 AOD 反演效果的影响。

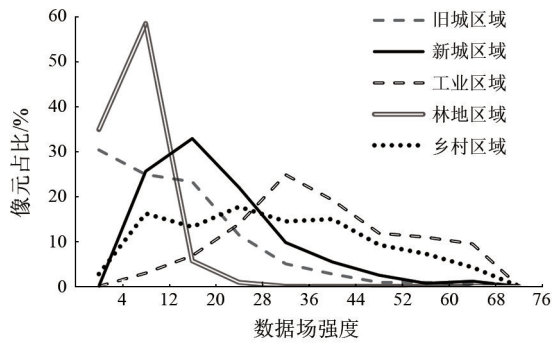


图 7 不同地表下垫面数据场强度统计图
Fig.7 Statistics of data field values in different underlay surfaces

图 7 中旧城区域、新城区域、工业区域、林地区域和乡村区域分别是统计的以(32.041°N, 118.795°E)、(31.997°N, 118.866°E)、(31.818°N, 119.073°E)、(32.069°N, 118.539°E)和(31.637°N, 118.992°E)为中心,3 km×3 km 范围内地表数据场强度分布图。研究发现在林地,场强集中分布低于 20 的区域较多,且其有效像元数占比较低,因此 DFM 算法不适合用于林地,而应选用 DT 算法以获取最优效果。相比之下,工业区域和乡村区域的场强分布主要集中于 28~68 区域和 12~44 区域,这 2 种地表结构对于 AOD 反演具有较好的效果。旧城区单一的地表建筑使得场强分布集中于 4~28 的区域,反演效果较差。

综上,5 种地表结构 AOD 反演效果排序为:工业区域>乡村区域>新城区域>老城区域>林地。对于工业区与乡村地区等下垫面变化复杂的地表结构,DFM 算法具有更好的反演效果。

4 结 论

本文针对高亮度地表上空 AOD 反演精度较低的问题,提出了一种充分利用空间结构信息的数据场算法 DFM 算法,并以 Landsat8 OLI 数据为研究数据,开展了南京市上空 AOD 的遥感反演和验证工作,最后从不同角度分析了该方法的影响因素。

1)本文提出的 DFM 方法考虑了距离权重的影响,可以更加充分地利用空间结构信息反演高亮度地表上空的 AOD。与站点实测数据相比,其反演结果的 ER 达 72.7%,具有较高的反演精度。与 DB 算法、SFM 算法和 MODIS 产品的比较表明 DFM 算法具有更优异的反演效果。

2)南京市 AOD 分布主要受城市工业活动分布

以及人为活动影响。研究发现,在市中心与长江沿岸区域存在双 AOD 污染高峰区,全年表现出高于周围区域的特征。

3)DFM 算法对于地表数据场强度高于 12 的区域具有较好的反演结果,并且在夏季和春季反演效果优于秋季和冬季。此外,对于不同地表类型,工业区与乡村的反演效果更好,而林地反演效果相对较差。

参考文献 (References):

[1] Boiyo R, Kumar K R, Zhao T L. Spatial variations and trends in AOD climatology over East Africa during 2002–2016: A comparative study using three satellite data sets [J]. International Journal of Climatology, 2018, 38: e1221–e1240.

[2] 丁莹,冯微微,邹滨,等.长株潭城市群气溶胶时空分布与传输规律[J].中国环境科学,2020,40(5):1906–1914.

Ding Y, Feng H H, Zou B, et al. Spatial-temporal distribution and transport characteristic of aerosol in Changsha–Zhuzhou–Xiangtan urban agglomeration [J]. China Environmental Science, 2020, 40 (5): 1906–1914.

[3] Li W, Shao L. Transmission electron microscopy study of aerosol particles from the brown hazes in Northern China [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2009, 114 (D9): D09302.

[4] Kaufman Y J, Sendra C. Algorithm for automatic atmospheric corrections to visible and near-IR satellite imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 9(8): 1357–1381.

[5] Hsu N C, Jeong M J, Bettenhausen C, et al. Enhanced deep blue aerosol retrieval algorithm: The second generation [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2013, 118 (16): 9296–9315.

[6] 赵金涛.基于 Landsat-8 OLI 影像的气溶胶光学厚度反演研究 [D]. 银川:宁夏大学,2021.

Zhao J T. Research on the inversion of aerosol optical thickness based on Landsat-8 OLI image [D]. Yinchuan: Ningxia University, 2021.

[7] 朱琳,孙林,杨磊,等.结构函数法反演气溶胶光学厚度中像元的间隔设置[J].遥感学报,2016,20(4):528–539.

Zhu L, Sun L, Yang L, et al. Pixel distance settings in aerosol optical depth retrieval through the structure function method [J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(4): 528–539.

[8] Liu G R, Chen A J, Lin T H, et al. Applying SPOT data to estimate the aerosol optical depth and air quality [J]. Environmental Modelling and Software, 2002, 17(1): 3–9.

[9] Zhou G, Zhang Y, Ma Z, et al. A geostatistics-based method to determine the pixel distance in a structure function model for aerosol optical depth inversion [J]. Atmosphere, 2017, 8(1): 6.

[10] Xia Z L, Li H, Chen Y H, et al. Identify and delimitate urban hotspot areas using a network-based spatiotemporal field clustering method [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2019, 8(8): 344.

[11] 冯霞.基于变异函数和数据场的高分遥感影像空间结构特征描述 [D]. 武汉:武汉大学,2014.

Feng X. Spatial structural feature description for high resolution remote sensing images based on variogram and data field [D]. Wuhan: Wuhan University, 2014.

[12] 刘楠.基于光谱空间数据场模型的遥感影像边缘提取[D].武汉:武汉大学,2005.
Liu N.Edge detection of remote sensing image based on data field model in spectral space[D].Wuhan:Wuhan University,2005.

[13] Wang S,Wang D,Li C,et al.Clustering by fast search and find of density peaks with data field[J].Chinese Journal of Electronics,2016,25(3):397-402.

[14] Tao S Y.A review of recent research on the East Asian summer monsoon in China[J].Monsoon Meteorology,1987,60-92.

[15] 《中国城市统计年鉴—2018》编委会与编辑部.陈小龙 总编,中国城市统计年鉴,中国统计出版社,2018,4-5.
Editorial Board and Editorial Department of China Urban Statistical Yearbook-2018.Chen Xiaolong as Editor-in-Chief,China Urban Statistical Yearbook published by China Statistics Press,2018,4-5.

[16] Gerace A,Montanaro M.Derivation and validation of the stray light correction algorithm for the thermal infrared sensor onboard Landsat8[J].Remote Sensing of Environment,2017,191:246-257.

[17] Smirnov A,Holben B N,Eck T F,et al.Cloud-screening and quality control algorithms for the AERONET database[J].Remote Sensing of Environment,2000,73(3):337-349.

[18] 朱佳恒.复杂地形与下垫面条件下的 ERA5 再分析地表温度降尺度研究[D].南京:南京信息工程大学,2022.
Zhu J H.Reanalysis of ERA5 under complex terrain and underlying surface conditions; Downscaling of surface temperature[D].Nanjing:Nanjing University of Information Science and Technology,2022.

[19] 陶建斌,舒宁,沈照庆.基于数据场聚类的遥感影像分类方法研究[J].国土资源遥感,2008,20(3):20-23,26.doi:10.6046/gtzyyg.2008.03.05.
Tao J B,Shu N,Shen Z Q.A study of the method for classification of remote sensing images based on data field cluster[J].Remote Sensing for Land & Resources,2008,20(3):20-23,26.doi:10.6046/gtzyyg.2008.03.05.

[20] 徐涵秋.利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J].遥感学报,2005,9(5):589-595.
Xu H Q.A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index(MNDWI)[J].Journal of Remote Sensing,2005,9(5):589-595.

[21] 李兆麟,左洪超,罗雯.利用 6S 模型的自定义气溶胶类型反演北京地区气溶胶光学厚度[J].甘肃科技,2019,35(6):33-39.
Li Z L,Zuo H C,Luo W.Aerosol optical depth retrieval with a custom aerosol type using 6S models over Beijing area[J].Gansu Science and Technology,2019,35(6):33-39.

[22] 程晨,陈健,李鑫慧.基于 TM 图像的南京市气溶胶光学厚度反演[J].国土资源遥感,2013,25(3):90-96.doi:10.6046/gtzyyg.2013.03.16.
Cheng C,Chen J,Li X H.Retrieving aerosol optical depth over Nanjing City based on TM image[J].Remote Sensing for Land and Resources,2013,25(3):90-96.doi:10.6046/gtzyyg.2013.03.16.

[23] Layeb A.Novel feature selection algorithms based on crowding distance and Pearson correlation coefficient[J].International Journal of Intelligent Systems and Applications,2023,15(2):37-42.

[24] Hsu N C,Tsay S C,King M D,et al.Aerosol properties over bright-reflecting source regions[J].IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2004,42(3):557-569.

[25] 田信鹏,孙林,刘强,等.北京地区 Landsat8 OLI 高空间分辨率气溶胶光学厚度反演[J].遥感学报,2018,22(1):51-63.
Tian X P,Sun L,Liu Q,et al.Retrieval of high-resolution aerosol optical depth using Landsat8 OLI data over Beijing[J].Journal of Remote Sensing,2018,22(1):51-63.

Inversion of aerosol optical depth in Nanjing City based on data field method

MIAO Chenyang, CHEN Jian, MA Benhao
(School of Remote Sensing & Geomatics Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: The inversion of aerosol optical depth (AOD) above the bright surface holds great significance for monitoring urban atmospheric environment and investigating urban pollution islands. This study proposed an AOD inversion method using the data field method (DFM) by incorporating both spectral and spatial characteristics of pixels. Using the Land OLI data, this study conducted AOD inversion over Nanjing and analyzed the impacts of different spatial structures, data field intensity, and underlying surface features on the DFM. This method was then compared with the traditional Deep Blue algorithm and MOD04 products through a detailed comparative analysis. The results indicate that the DFM inversion results had a correlation coefficient of 0.936 with observations obtained using aCE318 sun photometer, a root mean square error of 0.151, a mean absolute error of 0.120, an average relative error of 22.7%, a relative mean deviation of 1.139, and an error ratio of 72.7%, demonstrating high consistency with ground-based measurements. In areas with surface data field intensity exceeding 12, the DFM algorithm exhibited superior inversion performance and proved more effective in the spring and summer than in autumn and winter. Particularly, this algorithm achieved enhanced inversion results in rural and industrial areas characterized by rapid changes in their underlying surfaces.

Keywords: aerosol optical depth; data field method; 6S model; structure function method

(责任编辑:陈昊昊)