

塔基日光诱导叶绿素荧光多反演算法对比分析

陈敬华¹, 邓濯纓^{2,3}, 饶园艺^{2,3}, 胡卓然^{2,3}, 王绍强^{1,2,3}, 陈璇^{2,3},
谷鹏^{2,3}, 王静¹

1. 中国科学院地理科学与资源研究所 生态系统网络观测与模拟重点实验室, 北京 100101;

2. 中国地质大学(武汉) 区域生态过程与环境演变湖北省重点实验室, 武汉 430074;

3. 自然资源部 国土碳汇智能监测与空间调控工程技术创新中心, 武汉 430074

摘要: 日光诱导叶绿素荧光 SIF (Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence) 是植被在自然光照下进行光合作用时发射的一种微弱的光学信号。作为指代植被光合作用的无损探针, SIF 近年来被广泛应用于植被生产力估算、胁迫监测和物候监测等多个领域。开展近地面塔基 SIF 观测有助于在精细化尺度上理解植被的生理生化过程, 但由于 SIF 信号十分微弱且与植被反射光混杂, 常规手段难以实现 SIF 的直接观测。当前已有一系列基于植被光谱的 SIF 反演算法, 但是, 现有研究对这些算法的差异以及在不同条件下的适应性仍缺乏认识与讨论。因此, 本研究基于山地森林站点塔基观测获取的高光谱数据, 对 6 种 SIF 反演算法 (sFLD、3FLD、iFLD、SFM、SVD 和 BSF) 展开了对比分析与评价。结果表明: (1) 传统 FLD 系列算法 (sFLD、3FLD 与 iFLD) 反演结果较为相近 ($R^2 > 0.86$), SVD 算法反演结果相较于其他算法明显偏高, SFM 和 BSF 算法与其余各算法均保持较高相关性; (2) SFM、SVD 和 BSF 算法相较于传统的 FLD 系列算法呈现出更高的准确性与稳定性 (与 NIRvR 相比: 平均 $\Delta R^2 = 0.29$, 与 GPP 相比: 平均 $\Delta R^2 = 0.10$), 在云量较多或天气不稳定的情境下, SFM 算法仍能保持与 GPP 较高的相关性, 因此最适用于复杂环境下的 SIF 反演, 而 SVD 算法反演获得的 SIF 能够较好地表征植被在日内尺度受太阳辐射影响的变化; (3) BSF 算法对观测高度与先验权重的设置较为敏感, 但对温度参数不敏感, 在使用 BSF 算法反演 SIF 时需根据使用情境和数据特点进行调整。综上, 本研究阐明了 6 种典型 SIF 反演算法间的差异, 可为今后不同使用情境下 SIF 反演算法的选择提供参考。

关键词: 日光诱导叶绿素荧光 (SIF), 反演算法评价, 塔基观测, 高光谱数据, 总初级生产力 (GPP), 山地森林

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 陈敬华, 邓濯纓, 饶园艺, 胡卓然, 王绍强, 陈璇, 谷鹏, 王静. 2025. 塔基日光诱导叶绿素荧光多反演算法对比分析. 遥感学报, 29(12): 3543–3559

Chen J H, Deng Z Y, Rao Y Y, Hu Z R, Wang S Q, Chen X, Gu P and Wang J. 2025. Comparative analysis of multiple retrieval algorithms for tower-based solar-induced chlorophyll fluorescence. National Remote Sensing Bulletin, 29(12): 3543–3559 [DOI: 10.11834/jrs.20255046]

1 引言

碳循环涉及碳在大气、海洋、陆地生物圈和岩石圈之间的交换, 是地球上最重要的生物地球化学循环之一, 了解碳循环动态对气候变化预测和生态系统管理至关重要 (於琨和朴世龙, 2014; 方精云, 2021; 傅伯杰等, 2023)。陆地植物光合

作用是全球碳循环的重要组成部分, 大气中的碳通过光合作用以总初级生产力 GPP (Gross Primary Production) 的形式进入生态系统, 因此 GPP 是量化生态系统固碳能力的重要参数 (于贵瑞和王秋凤, 2010; Amiro 等, 2010; Verma 等, 2017)。在光合作用过程中, 植物叶片所吸收的太阳光能一部分用于光化学反应固碳, 其他部分以热能或叶绿

收稿日期: 2025-02-13; 预印本: 2025-08-26

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2022YFF1300100); 国家自然科学基金 (编号: 42101479, 42250205)

第一作者简介: 陈敬华, 研究方向为生态遥感与生态系统模拟。E-mail: chenjh.14b@igsrr.ac.cn

通信作者简介: 邓濯纓, 研究方向为植被高光谱遥感。E-mail: dengzy@cug.edu.cn

相关数据和代码链接: <https://github.com/DengZhuoYing/SIFCal6GUI>

素荧光的形式耗散(刘良云, 2014)。日光诱导叶绿素荧光SIF (Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence) 因其与植物光合作用过程的密切联系, 可以弥补以“绿度”为基础的植被指数等传统光学遥感观测的不足, 从而为植被光合固碳监测提供了新方法(Gu等, 2019; Meroni等, 2009, 2010)。随着监测与反演技术的发展, SIF信号已经可以从高光谱遥感数据中提取(Du等, 2018; Mohammed等, 2019), 众多研究均发现SIF与GPP具有良好的相关性, 能够精准地揭示植被光合固碳动态(章钊颖等, 2019; Cao等, 2021; 吴霖升等, 2022; Wang等, 2023b)。通过遥感光谱观测精确反演SIF信息, 对于精确把握植被光合动态、准确认识陆地植被对气候变化的响应具有重要意义, 并能为全球碳预算和气候变化研究提供关键的数据支持(Chang等, 2020; Li等, 2018)。

自然光照条件下测定的植被反射辐亮度光谱既包括了SIF的发射光谱, 又包括了叶片对入射光的反射光谱, 二者混合在一起。而且由于进入传感器的SIF信号仅占观测获得的植被反射总辐射的1%—5%(Porcar-Castell等, 2014; Mohammed等, 2019), 这导致难以通过常规的遥感观测手段直接获取冠层发射的SIF。夫琅和费暗线提取方法FLD (Fraunhofer Line Discrimination) 基于SIF对大气吸收暗线的填充作用实现了荧光与反射光的分离(Plascyk, 1975)。大气对太阳辐射的吸收作用使得到达地表的太阳辐射光谱中有许多宽度为0.1—10 nm的暗线, 即夫琅和费暗线, 其中部分暗线所在的波段与荧光发射波段(650—800 nm)一致, 通过获取高光谱分辨率的同步太阳辐射与植物反射光谱并比较二者深度, 就可以利用植物荧光将夫琅和费“井(Well)”填充的程度实现对SIF的反演(刘良云, 2014)。

SIF的反演算法经历了从简单到复杂的逐步演变过程: 最早的标准FLD (sFLD) 算法通过假设夫琅和费暗线内外的反射率和荧光值相等, 利用光谱差异提取荧光信号, 该算法虽然简单易行, 但其精度易受到背景辐射变化或强噪声的影响(张立福等, 2018); 随后发展的3FLD算法(Maier等, 2004)假设暗线内荧光和反射率呈线性变化, 能够部分校正背景噪声干扰; 然而, sFLD和3FLD的线性假设可能导致对荧光强度的错误估计, 改

进的iFLD算法(Alonso等, 2008)通过对夫琅和费暗线内的入射辐照度和反射率进行样条插值, 理论上能够提升对不同环境条件的适应性; 光谱拟合算法SFM (Spectral Fitting Method) 则脱离了传统的FLD系列算法框架, 用多项式函数模拟夫琅和费暗线处的反射率与荧光, 在获得传感器接收的反射辐亮度的理论表达式后, 通过最小二乘法最小化观测光谱与模拟光谱之间的差异从而分离SIF信号(Meroni和Colombo, 2006); 数据驱动的奇异值分解SVD (Singular Vector Decomposition) 算法则通过将实际观测的高光谱数据分解为高频和低频信息以求解SIF信号, 从而保持了对光照变化的高敏感性(Guanter等, 2012; 鄢列慎等, 2023), 理论上适用于天气状况不稳定时的SIF反演; van der Tol等(2023)提出了一种利用夫琅和费暗线将大气吸收效应和荧光贡献分离的新方法, 被称为波谱形状拟合BSF (Band shape fitting) 算法, 该算法能够充分利用夫琅和费暗线处的光谱形状同时反演相对大气光程和SIF, 理论上能够降低大气吸收效应对基于高塔观测的SIF反演的干扰。

从sFLD算法发展至BSF算法, SIF反演技术不断进步, 在精度和可靠性方面取得了显著提升(纪梦豪等, 2019)。尽管几乎所有的SIF反演算法都起源于荧光对夫琅和费暗线填充的基本原理, 但其前提假设、波段窗口和参数设置均存在差异, 并且每种算法都有其独特的优势与适用范围。当前已有的少量算法比对研究主要集中于FLD系列算法(Cendrero-Mateo等, 2019; Liu等, 2015)或SVD算法的卫星和塔基数据结果对比(鄢列慎等, 2023), 而对新兴的BSF算法的分析与应用十分有限, 并且已有研究大多基于冠层结构相对简单的农田生态系统开展, 少有在森林尤其是山地森林的研究。因此, 本研究利用湖北鄂东山地森林的塔基高光谱观测数据, 使用sFLD、3FLD、iFLD、SFM、SVD和BSF共6种反演算法分别进行SIF反演提取, 基于同步观测获取的植被近红外波段辐亮度NIRvR (Near-Infrared Radiance of Vegetation) 与总初级生产力(GPP)数据对比分析了这6种SIF反演算法的性能和适用性, 并进一步探讨了不同天气条件下的算法选择与参数设置, 以期为今后实际观测应用以及更深入的反演理论分析提供参考。

2 数据与方法

2.1 观测站点

研究区位于湖北鄂东山地森林生态质量综合监测站（图1），该站地处湖北省黄冈市罗田县内的大别山国家级自然保护区薄刀峰景区爵主庙，115.58°E，31.12°N，海拔 1050 m。研究区气候属

北亚热带季风气候，具有冬干夏湿、春暖秋凉的特点，年平均气温 11.5℃，年最高气温 25.8℃，年最低气温-9.8℃，年降水量 1414.8 mm。土壤类型为红壤和黄壤。观测塔周边植被类型为北亚热带针阔混交林，森林覆盖率达 90%，优势树种包括马尾松（*Pinus massoniana*）、杉木（*Cunninghamia lanceolata*）和栓皮栎（*Quercus variabilis*），冠层平均高度约为 12.6 m。

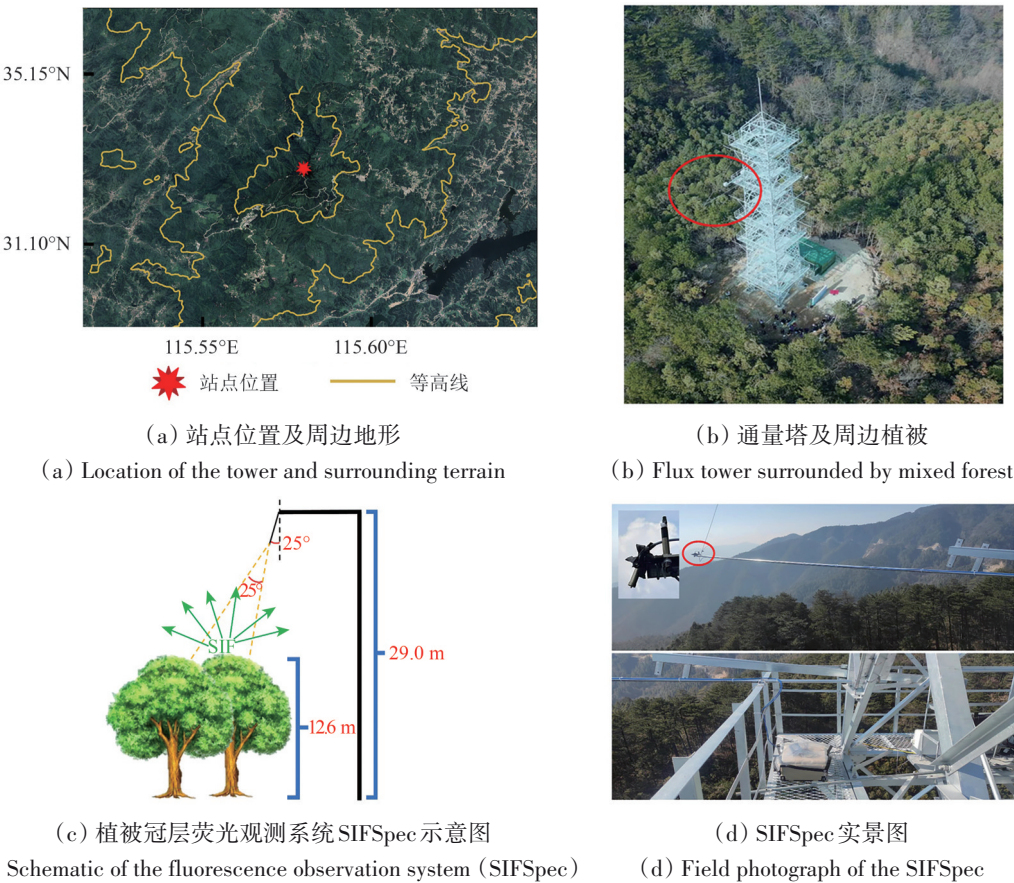


图1 本研究的观测站点及观测设备情况

Fig. 1 Study site and observation equipment in this study

2.2 观测数据

用于 SIF 反演的高光谱观测数据由安装于观测塔上高度 29 m 处的植被冠层荧光自动观测系统 (SIFSpec) 获取 (图 1)。本研究使用的 SIFSpec 系统包括 QE Pro 光谱仪 (Ocean Optics Inc., Dunedin, FL, USA)，波长范围为 640—800 nm，光谱分辨率约 0.42 nm (FWHM)，光谱采样间隔约 0.17 nm，信噪比为 1000 : 1。光谱仪的单光路通过 MPM (Multi-Port Multiplexer) 分光器分为两路，连接两根光纤，分别指向天空 (朝上) 和树冠 (朝下) 方向。

朝上的光纤通过余弦校正器 (CC3-UV-S, Ocean Optics, Dunedin, FL, USA) 测量下行太阳半球辐照度，与垂直方向呈 25° 夹角的对地裸光纤 (视场角 25°) 用于观测植被冠层的上行辐亮度 (图 1 (c))。光谱仪被放置于配备了恒温系统的仪器箱中以确保其工作环境温度稳定在 25℃ (±1℃)，同时保障光谱仪主板温度不超过 55℃。该观测系统采用“三明治”法进行高光谱观测，依次测量第 1 次下行入射辐照度、上行辐亮度和第 2 次下行辐照度，然后即可利用入射辐照度和反射辐亮度计算获得

表观反射率 (Apparent Reflectance)。荧光的反演对光谱仪的光谱分辨率要求较高, 本研究所使用的光谱仪的分辨率能够准确表征荧光对夫琅和费暗线的填充效应 (图2)。本研究在进行SIF反演前对原始观测获得的光谱数据进行了质量控制和筛选 (表1) 以尽可能地减少异常反演结果的出现, 只保留符合要求的数据用于后续对比分析 (Cogliati 等, 2015), 但由于数据质量和反演流程自身的不确定性, 仍然存在少量的负值结果, 在后续对比分析中予以保留。

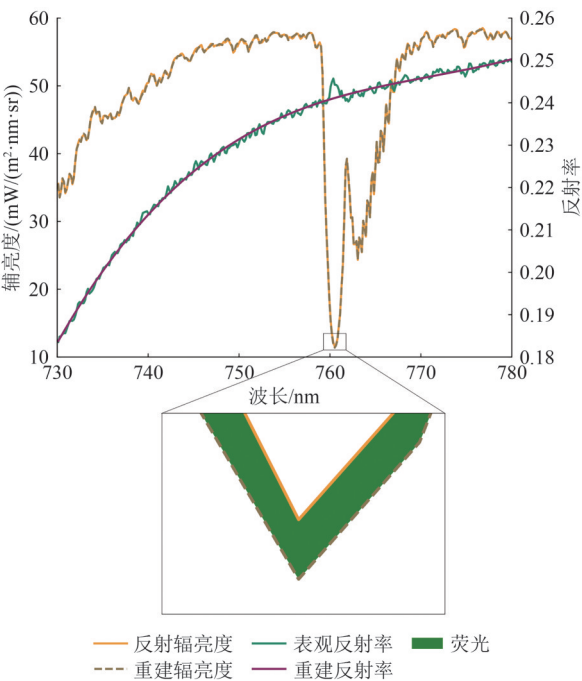


图2 SIFSpec观测系统测量光谱示例(以2023年5月20日12:18分的观测为例,表观反射率根据观测获得的入射辐照度与反射辐亮度计算;重建反射率表示对夫琅和费暗线插值获得的插值反射率,这里以3次样条插值为例模拟无荧光发射时的反射率;重建辐亮度表示根据重建反射率计算的反射辐亮度,其与直接观测的反射辐亮度的差值即为荧光填充所致)

Fig. 2 Example of spectral measurements from the SIFSpec system (Taking the observation at 12:18 local time on 20 May 2023 as an example. Apparent reflectance is calculated from the incident radiation and reflected radiance directly obtained from the observation. Reconstructed reflectance refers to the interpolated reflectance obtained by interpolating the Fraunhofer absorption lines, while reconstructed radiance is the reflected radiance calculated from the reconstructed reflectance. The cubic spline interpolation is used as an example to simulate the reflectance in the absence of fluorescence emission. The difference between the reconstructed radiance and the directly observed reflected radiance is attributed to the fluorescence contribution)

表1 质量控制指标及相应阈值

Table 1 Quality control indicators and corresponding thresholds

质量指标	计算方法	阈值
太阳天顶角	根据经纬度和时间计算	<70°
入射辐照度稳定性	$ E_1 - E_2 \cdot 100\% / E_1$	<10%
表观反射率	$\pi \cdot L/E \cdot 100$	<100%
最大DN值	DN_{max}	>0.5倍饱和DN值
暗电流占比	$DC/DN \cdot 100\%$	<20%

基于该观测系统获取的反射率数据, 本研究计算了植被近红外辐亮度 (NIRvR) 用于后续的反演结果评价。具体计算公式如下:

$$NIRVR = \frac{E_{NIR}}{\pi} \times NIRv \tag{1}$$

式中, E_{NIR} 为近红外波段处的太阳入射辐照度, π 用于辐照度至辐亮度的单位转换, $NIRv$ 为植被在近红外波段的反射率 (Near-infrared Reflectance of Vegetation)。本研究中选择近红外波段为770 nm处 (鄢列慎 等, 2023), 并遵照Zeng等 (2019) 的研究使用归一化差分植被指数NDVI和近红外反射率 R_{NIR} 的乘积来表征 $NIRv$ 。

研究区内植被GPP数据由安装于通量塔上高度29 m处的开路涡度相关通量观测系统OPEC (Open Path Eddy Covariance) 获取。该系统由三维超声风速仪CAST3 (Campbell Scientific Ltd., USA) 和快速响应红外CO₂&H₂O分析仪Li-7500 (LiCor Inc., USA) 组成, 数据采集器CR5000 (Campbell Scientific, USA) 以10 Hz的频率进行数据采集, 并在线计算为30 min的平均通量数据存储。依次通过3次坐标旋转、WPL校正、存储项计算和无效数据剔除等数据校正后, 再进行插补以获得连续的净生态系统交换NEE (Net Ecosystem Exchange) 数据。本研究采用日间拆分法 (Daytime partitioning method) 将NEE拆分为GPP和生态系统呼吸 (Reichstein 等, 2005), 随后将反演获得的SIF聚合至半小时尺度并与对应时段的GPP进行对比。

本研究选取了研究站点2023-04-01至2024-01-18的高光谱与通量观测数据, 在完成上述质量控制、数据筛选和插补拆分等预处理后, 开展了后续的SIF反演算法比对分析。

2.3 SIF反演算法的实现

2.3.1 FLD系列算法

FLD系列算法的实现通常仅需要光谱观测获取的入射辐照度和反射辐亮度数据, 而不需要引入额外的辅助数据。具体而言, sFLD算法假设夫琅和费暗线足够窄且暗线内外的反射率和荧光值相等, 通过比较暗线内外两个波段的植被冠层上行辐亮度和下行辐照度光谱之间的差异提取出暗线处的荧光信号 (Plascyk, 1975); 3FLD算法假设在夫琅和费暗线内荧光和反射率呈线性变化, 使用暗线内部及其两侧共3个波段来代替FLD算法中的两个波段 (Maier等, 2004); iFLD算法假设平滑后的表观反射率在暗线内外的比值与真实反射率相等, 通过在多个波段进行测量, 并对夫琅和费暗线的反射率和辐照度进行插值, 以取代3FLD算法中的线性假设 (Alonso等, 2008)。FLD系列反演算法所用公式如表2所示。其中: E_1 和 E_0 分别表示暗线内外段处的下行辐照度; L_1 和 L_0 分别表示暗线内外段处的上行辐亮度; W_L 和 W_R 分别表示左右两侧的对侧波长与夫琅和费暗线总波长之比, $\hat{\alpha}_R$ 和 $\hat{\alpha}_F$ 表示暗线内外荧光和反射率的比值, 这里采用3次样条函数对暗线处的荧光与反射率进行插值, 具体计算方法可见 Alonso等 (2008) 的研究。

表2 FLD系列反演算法所用公式

Table 2 Formulas used in the FLD series retrieval algorithms

反演 算法	公式	参考 文献
sFLD	$\text{SIF} = \frac{E_0 \times L_1 - L_0 \times E_1}{E_0 - E_1} \quad (2)$	Plascyk, 1975
3FLD	$\text{SIF} = \frac{L_1 - \frac{E_1}{W_L E_L + W_R E_R} \times (W_L L_L + W_R L_R)}{1 - \frac{E_1}{W_L E_L + W_R E_R}} \quad (3)$	Maier等, 2004
iFLD	$\text{SIF} = \frac{\hat{\alpha}_R E_0 L_1 - E_1 L_0}{\hat{\alpha}_R E_0 - \hat{\alpha}_F E_1} \quad (4)$	Alonso等, 2008

2.3.2 SFM算法

传统的SFM算法一般通过使用多项式函数来描述荧光曲线形状, 而实际的荧光曲线并不能用多项式函数简单描述, 为了获取更准确的先验荧光曲线形状以减小误差, 本研究通过SCOPE模型 (van der Tol等, 2009) 获取了荧光曲线样本集 (Liu等, 2015), 并采用主成分分析提取前5个分

量, 通过线性组合模拟上行辐亮度中的荧光组分, 最后基于最小二乘法将构建的理论上行辐亮度与观测值进行对比以求取真实荧光值:

$$R_{\text{MOD}}(\lambda) = f(\lambda)_{\text{interpolation}} \quad (5)$$

$$L(\lambda) = \frac{R_{\text{MOD}}(\lambda) E(\lambda)}{\pi} + \text{SIF}_{\text{MOD}}(\lambda) + \varepsilon(\lambda) \quad (6)$$

式中, $R_{\text{MOD}}(\lambda)$ 表示基于夫琅和费暗线外的表观反射率结合3次样条曲线 $f(\lambda)_{\text{interpolation}}$ 获取的暗线反射率, $\text{SIF}_{\text{MOD}}(\lambda)$ 表示利用主成分分析方法估算的荧光值, $\varepsilon(\lambda)$ 表示观测值与理论值之间的残差, $E(\lambda)$ 表示观测获得的下行辐照度。

2.3.3 SVD算法

基于数据驱动的SVD算法假设荧光目标的非荧光光谱部分可以分解为高频和低频信息 (张立福等, 2018), 利用奇异值分解 (SVD) 技术对高光谱数据进行降维和去噪处理, 然后基于提取的谱线信息重建上行辐亮度并与观测值比较, 以提取SIF信号 (鄢列慎等, 2023):

$$L(\lambda) = \left(\sum_{i=0}^p (a_i \times \lambda^i) \right) \times \sum_{j=1}^r (b_j \times \nu_j) + \text{SIF} \times h_F \times T_{\uparrow} \quad (7)$$

式中, $L(\lambda)$ 为观测获得的上行辐亮度, λ^i 表示波长的 i 次方; ν_j 为荧光目标的非荧光光谱的高频部分, 本研究中采用观测当天所有满足质量控制条件的下行辐照度进行SVD分解获得; a_i 和 b_j 为拟合参数。 p 为重建辐亮度所预设的最高多项式次数, 本研究中选为4; r 表示选择的光谱特征个数, 本研究设为7。与SFM算法类似, 在大气上行透射率 $T_{\uparrow}$ 和荧光形状函数 h_F (式(8)) 已知的情况下, 对SIF值的求解变为最小二乘法求解问题 (张立福等, 2018)。

$$h_F = 2.14 \times e^{-\frac{(x-682.6)}{11.2}} + 60.32 \times e^{-\frac{(x-737.8)}{11.36}} - 59.89 \times e^{-\frac{(x-737.8)}{11.33}} + 2.03 \times e^{-\frac{(x-727.3)}{48.98}} \quad (8)$$

2.3.4 BSF算法

波段拟合算法BSF利用大气吸收和荧光填充这二者对夫琅和费暗线的不同影响效果反演SIF (van der Tol等, 2023)。该算法考虑大气顶部、传感器观测位置和冠层顶部3个层级, 辐射在三者之间的传输距离分别为 x_0 、 x_1 和 x_2 。在考虑SIF的情况下, 传感器观测获取的下行辐照度 E 和上行辐亮度 L 存在如下关系:

$$\frac{\ln \frac{\pi L}{RE_a}}{\ln \frac{E}{E_a}} = \frac{\ln \left(\exp(-k(x_0 + x_1 + x_2)) + \frac{\pi \text{SIF}}{RE_a \exp(-kx_2)} \right)}{kx_0} \quad (9)$$

式中, E_a 为大气顶部的太阳辐射, k 为消光系数, R 表示反射率。消光系数 k 可分解为 O_2 吸收的 k_{O_2} 与其余组分导致的 k_{other} 两部分。为了消除 k_{other} 的影响, 基于上行透射率 T 与几何关系可得:

$$\ln E_a = \ln E_o + k_{\text{other}} x_0 \quad (10)$$

$$\ln RE_a = \ln(L_o - TSIF) + k_{\text{other}}(x_0 + x_1 + x_2) \quad (11)$$

将式 (10) 和式 (11) 带入式 (9) 中, 可得:

$$\frac{\ln \frac{L_r}{L_o - TSIF}}{\ln \frac{E}{E_o}} = \frac{x_0 + x_1 + x_2}{x_0} = a \quad (12)$$

依照式 (12) 进行迭代即可同时反演出相对光程长度 a 和 SIF 的值。式 (12) 中 a 的先验值可以如下计算:

$$a = 1 + \left(1 + \frac{\cos(\text{SZA})}{\cos(\text{VZA})} \right) \times \frac{1 - \left(1 - \frac{9.81h}{1004(T + 273)} \right)^{\frac{1004 \times 0.029}{8.31446}}}{\left(1 - \frac{9.81h}{1004(T + 273)} \right)^{\frac{1004 \times 0.029}{8.31446}}} \quad (13)$$

式中, h 为观测高度, SZA 为太阳天顶角, VZA 为观测天顶角, T 为气温。

2.4 算法性能评价

2.4.1 评价指标

本研究使用 NIRvR 和 GPP 作为评价指标, 对 6 种 SIF 反演算法的结果和性能进行评价。本研究中的 NIRvR 是植被近红外反射率 NIRv 与 770 nm 处太阳辐照度的乘积。此前研究指出植被近红外波段的反射辐射与 SIF 在冠层内具有相似的传输过程, 在植被生理未发生明显变化的情况下, NIRvR 与 SIF 具备较好的线性相关性 (Zeng 等, 2019, 2022), 因此常用于站点 SIF 反演效果评估 (鄢列慎等, 2023; Liu 等, 2025)。总初级生产力 GPP 是植被通过光合作用将大气中的二氧化碳固定到植被中的碳, 而 SIF 是光合过程中能量转换的一部分, 二者密切相关, 诸多研究指出冠层尺度的植被 SIF 与 GPP 在粗时间尺度下具有较高的线性相关

性 (Magney 等, 2020; 章钊颖等, 2019)。

2.4.2 评价方法

本研究基于 NIRvR 与 GPP 数据, 结合决定系数 R^2 (Coefficient of Determination) 比较不同时间尺度和天气状况下各反演算法的特性。决定系数 R^2 的计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (14)$$

式中, y_i 表示真实值, $\hat{y}$ 表示根据一元线性回归获得的预测值, $\bar{y}$ 表示真实值的均值。 R^2 为 0—1, 该值越接近 1 则表示二者的线性相关性越好。

在比较各 SIF 反演算法间的绝对差异时, 本研究还使用了均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 作为评价指标, RMSE 的计算公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (15)$$

式中, y_i 是第 i 个样本的实际值, $\hat{y}_i$ 是第 i 个样本的预测值, n 是样本的总数。

为了探究不同天气状况下各反演算法的表现差异, 本研究根据天气变化情况与阳光照射程度将天气划分为晴天、霾天、不稳定天气与多云 4 类, 其中天气变化情况本研究使用变异系数 CV_{sky} (Coefficient of Variation of Sky) 表征 (Chang 等, 2020), 而阳光照射程度使用晴空指数 CI_{sky} (Clearness Index of Sky) 表征 (Masters, 2013), 二者的计算公式如下:

$$\text{CV}_{\text{sky}} = \frac{\sigma(E_{\text{daily}})}{\mu(E_{\text{daily}})} \quad (16)$$

$$\text{CI}_{\text{sky}} = \frac{E_{\text{sensor}}}{E_{\text{TOA}}} \quad (17)$$

式中, E_{daily} 表示一天中的入射辐照度组成的序列, σ 和 μ 表示序列的标准差和均值, E_{sensor} 表示光谱仪接收的入射辐照度, E_{TOA} 表示大气顶的理论入射辐照度, 由 Python 中的 Pysolar 模块计算 (Reda 和 Andreas, 2004)。基于 CV_{sky} 与 CI_{sky} 的天气划分依据如表 3 所示。鉴于观测获得的下行辐射与理论计算下行辐射在波段范围内的不一致性, 这里参考 Chang 等 (2020) 的研究采用 CV_{sky} 与 CI_{sky} 的分位数对所有观测时间范围内的天气状况进行划分。

表3 天气状况划分依据

Table 3 Criteria for weather condition classification

天气条件	CV_{sky}	CI_{sky}
晴天	$\leq CV_{\frac{1}{2}}$	$\geq CI_{\frac{2}{3}}$
霾天	$\leq CV_{\frac{1}{2}}$	$\geq CI_{\frac{1}{3}}$
天气不稳定	$\geq CV_{\frac{1}{2}}$	$\geq CI_{\frac{1}{3}}$
多云	无限制	$\leq CI_{\frac{1}{3}}$

注： $CV_{\frac{1}{2}}$ 表示所有 CV_{sky} 值的1/2分位数， $CI_{\frac{1}{3}}$ 和 $CI_{\frac{2}{3}}$ 分别表示所有 CI_{sky} 值的1/3和2/3分位数。

3 结果与分析

3.1 不同SIF反演算法的相关性比较

6种不同的SIF反演算法的相关性比较结果如图3所示。可见：所选6种代表性算法反演结果之间的相关性均达到了显著性水平（ $P<0.001$ ）。其中，sFLD与3FLD算法结果的相关性最高， R^2 达0.97，这是因为3FLD算法仅在sFLD基础上添加了大气吸收线右端的一个波段作为参考，两者在处理背景辐射变化方面具有相似的基本原理。作为对3FLD算法的进一步改进，iFLD算法与sFLD和3FLD算法结果的相关性也较高， R^2 分别为0.86和0.96。新型的BSF算法与传统的FLD和SFM算法结果之间的相关性也较强， R^2 均 >0.8 ，但与SVD算法之间的相关性略低（ $R^2=0.57$ ）。SVD算法的反演结果与其他5种算法的相关性相对较低，且SVD反演的SIF值显著偏高，这与鄢列慎等（2023）的研究结果一致。

3.2 基于NIRvR和GPP的SIF反演效果评价

基于NIRvR和GPP2种评价指标对各算法优劣的评估结果如图4和图5所示。由图4可见，6种算法反演的SIF在季节性变化上与NIRvR的相关性从高到低依次为SFM>SVD>sFLD>BSF>3FLD>iFLD。其中：SFM、SVD、sFLD和BSF算法的反演结果与NIRvR间的 R^2 均超过0.7，表现出相似的季节性变化趋势；相比之下，3FLD和iFLD算法的 R^2 较低，分别为0.63和0.51，显著低于FLD系列算法中的sFLD算法（ $R^2=0.75$ ）；在各算法反演的SIF与GPP的季节性变化对比中，除SVD算法反演结果精度略低（ $R^2=0.35$ ）外，其余算法的 R^2 值均 >0.4 ，表明这些算法的反演结果表现出的季节性变化趋势与植被光合的GPP季节变化较为相似，即从4月至7月的上升以及8月至次年1月的下降。

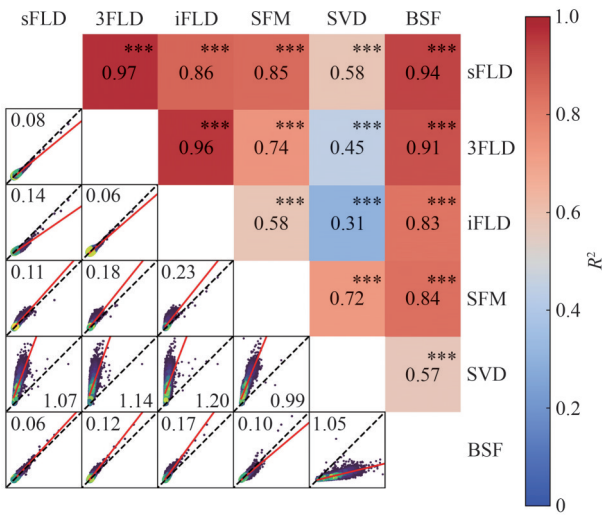


图3 6种SIF反演算法的结果相关性(右上方热力图中的数字表示 R^2 ，***表示显著性水平(P 值) <0.001 ，左下方散点图表示对应的两种反演算法的结果值对比；红色实线表示线性回归线；黑色虚线表示1:1线；散点图中的数字表示2种算法反演结果间的RMSE,单位为 $mW/(m^2 \cdot nm \cdot sr)$)

Fig. 3 Inter-algorithm correlation matrix of SIF values derived from six retrieval algorithms (The numbers in the upper-right heatmap represent the R^2 , with *** indicating a significance level (P) less than 0.001. The scatter plots in the lower-left corner show the comparison of results from corresponding pairs of retrieval algorithms. The red solid line represents the linear regression line, while the black dashed line indicates the 1:1 line. Numbers in the scatter plots represent the RMSE between two retrieval results, and the unit is $mW/(m^2 \cdot nm \cdot sr)$)

图5 (a)—(f) 展示了各算法反演的半小时尺度SIF值与对应时刻的NIRvR值的对比。可见：SFM和SVD反演结果与NIRvR的相关性最高， R^2 分别为0.73和0.77，相较于FLD系列算法和BSF算法展现出了更好的准确性；相比之下，iFLD算法的结果明显逊色于其他算法，这与其受参数设置和噪声的影响大有关（胡姣婵等，2015）。图5 (g)—(i) 的结果进一步表明，SFM算法的反演结果与GPP的相关性最佳，而sFLD、3FLD和iFLD的相关性依次降低，这与图5 (a)—(c) 的结果一致，BSF算法表现适中。然而，SVD算法在以GPP为评价指标时的表现不如其在NIRvR评价方法下的优异，这可能是因为SVD算法在从光谱数据中反演SIF值时，需要使用当天的所有入射辐照度数据作为训练数据以获取大气暗线特征，而NIRvR的计算同样基于SIF反演时刻的入射辐照度，因此能够对SIF的辐射分量展现出较好的表征能力（鄢列慎等，2023）。整体而言，在以NIRvR作为评价指标时，SFM、SVD和BSF算法结果的 R^2 相较于

传统的 FLD 系列算法平均高出 0.29, 而在以 GPP 为评价指标时则平均高出 0.10, 展现出了新算法的优越性。

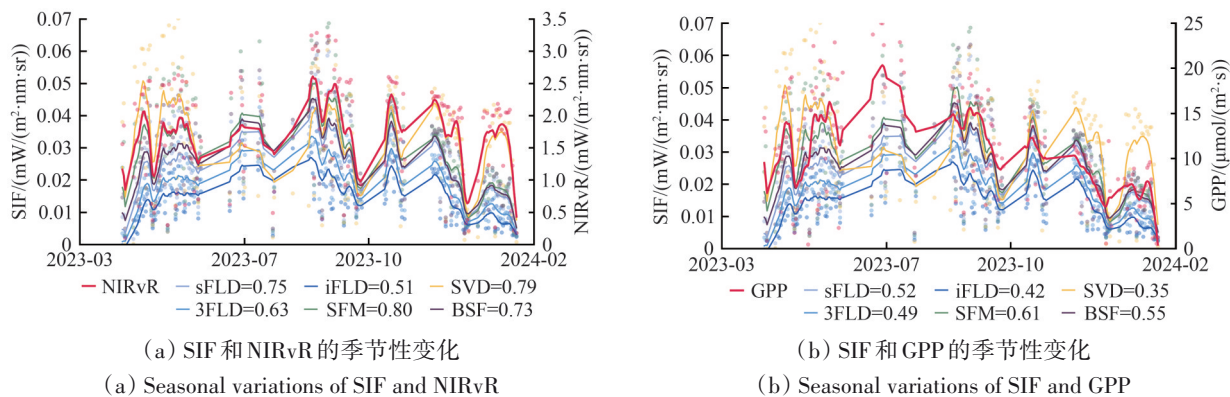
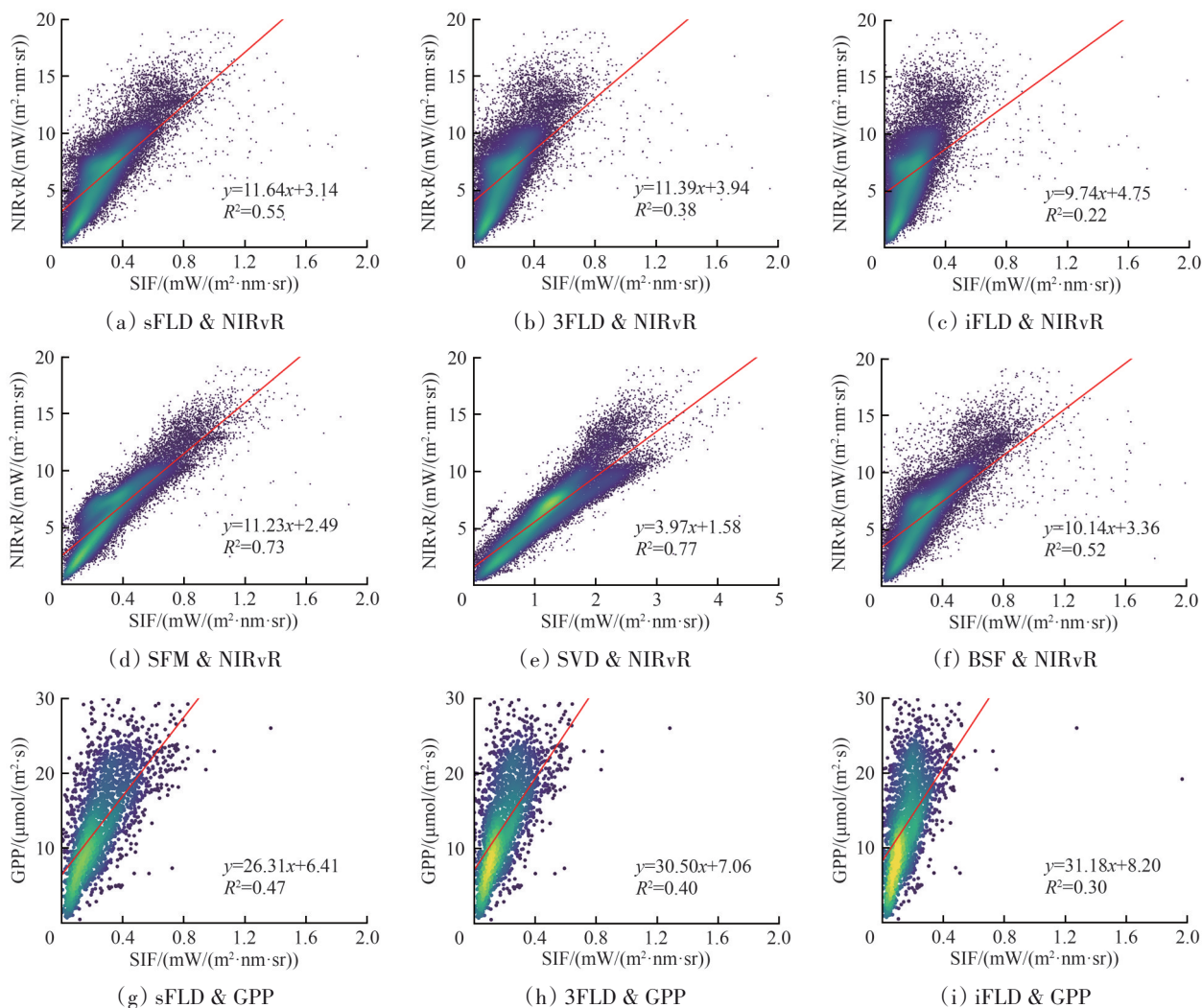


图4 6种反演算法提取的SIF与NIRvR和GPP的季节性变化比较(基于2023年4月—2024年1月的日尺度数据对比,每日数据取早上8点至晚上6点的观测值进行平均,并采用10 d滑动窗口绘制拟合线。图例中的数值表示对应算法与评价指标的 R^2 。

SVD算法的反演结果在绘图时缩小为原结果的1/3)

Fig. 4 Seasonal dynamics of SIF retrieved by six retrieval algorithms in comparison with NIRvR and GPP (The comparison is based on daily-scale data from April 2023 to January 2024. Daily data were averaged using observations from 8:00 AM to 6:00 PM, and a 10-day sliding window was applied for plotting the fitting line. The values in the legend represent the R^2 between each algorithm and the evaluation metrics. The retrieval results of the SVD algorithm are scaled down to one-third of the original results when plotted)



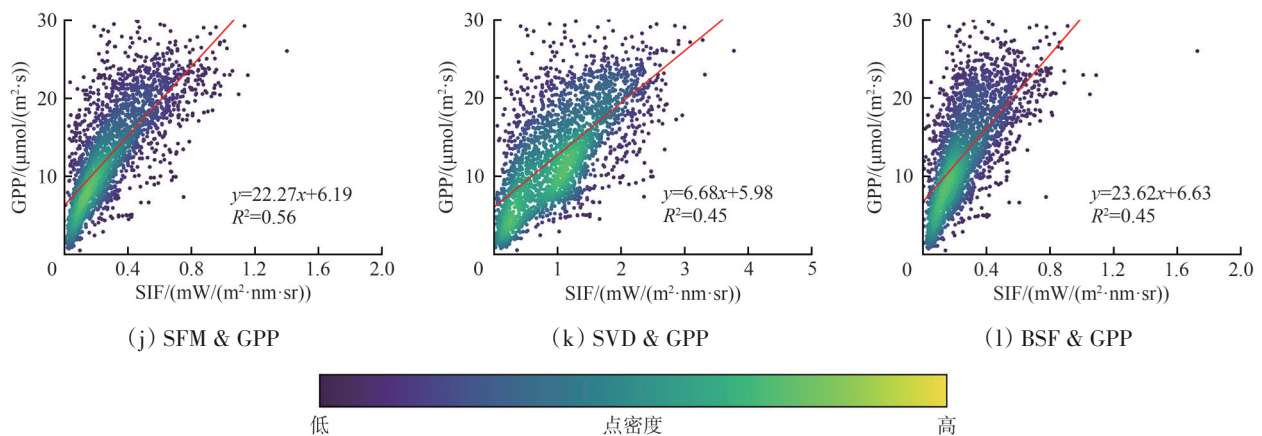


图5 6种算法的反演结果与NIRvR和GPP的相关性散点图((a)—(f)通过计算每次有效SIF反演时的NIRvR值并汇总所有可用数据进行对比分析。(g)—(l)基于半小时时间步长,将相应半小时内的SIF数据进行算术平均后与GPP数据进行对比。所有结果均具有显著性($P < 0.01$))

Fig. 5 Scatter plots showing the correlation between SIF derived from the six algorithms and NIRvR or GPP (Panels (a)—(f) compare the calculated NIRvR values for each valid SIF retrieval by aggregating all available data. Panels (g)—(l) analyze the correlation between GPP and the arithmetic mean of SIF data within each half-hour time step. All results are statistically significant ($P < 0.01$))

3.3 不同天气条件的SIF反演算法优劣

图6和图7展示了反演算法与NIRvR的相关性随 CI_{sky} (晴空指数)和 CV_{sky} (天气稳定性)变化的趋势。sFLD和BSF算法的反演精度随 CI_{sky} 变化的趋势相对一致,具体而言,随着 CI_{sky} 的增大(即天气晴朗程度的提高),反演精度先有所提升,随后保持相对稳定的波动,最终在 CI_{sky} 较大时出现精度下降。导致这种现象的原因可能在于当 CI_{sky} 较小时,天空照明条件较差,植物的光合作用较为微弱,所测得的光谱数据绝对值较小,此时观测噪声干扰影响较大从而导致反演精度低。而在 CI_{sky} 较大时,尽管此时的直射光占比一般较大,但是被观测区域可能会面临较强的遮荫效应(来自观测塔或周围较高树木)从而影响反演结果,这与农田生态系统的SIF观测有明显差异(鄢列慎等, 2023; Liu等, 2025)。不同于sFLD和BSF算法, SVD算法在 CI_{sky} 适中时展现出最佳精度,而在 CI_{sky} 较小时精度快速下降,表明在云量较多时SVD算法难以准确表征SIF辐射分量;相比之下,除BSF算法外的各算法反演结果在 CV_{sky} 的变化下未呈现明显趋势性,BSF算法的精度却随着 CV_{sky} 的增大呈现出一定的下降趋势。

通过结合 CI_{sky} 和 CV_{sky} 对天气条件进行划分(表3),本文将观测周期内的有效天数划分为晴天、霾天、天气不稳定和多云并分别进行了分析(图8、图9)。

在晴天条件下,除iFLD算法外,其他算法均表现良好,其中sFLD和SFM算法表现较优(基于NIRvR: $R^2 = 0.93$; 基于GPP: $R^2 = 0.90$),而iFLD算法的结果相对较差, R^2 仅为0.51(NIRvR)和0.80(GPP)。在霾天条件下, sFLD和SFM算法仍然是最优算法,与NIRvR的 R^2 均超过0.8,与GPP的 R^2 则均超过0.7; iFLD算法表现在使用NIRvR评价时的 R^2 无显著性($P > 0.05$),但使用GPP评价时 R^2 则达到了0.55,这一结果优于SVD和BSF算法。在天气不稳定时,部分SIF反演的精度有所下降,但在NIRvR评价方法下SVD和算法表现出优异的相关性($R^2 = 0.99$), sFLD和SFM算法也展现出优势(R^2 均超过0.9),并且SFM算法在GPP评价方法下展现出最高的精度($R^2 = 0.97$)。然而, GPP评价方法下的SVD算法 R^2 从0.99显著下降至0.92, BSF算法则从0.90下降至0.80。在多云天气下,多数算法的反演精度显著下降,其中iFLD算法反演结果同NIRvR和GPP的 R^2 均仅为0.46,但在NIRvR评价方法下, SVD算法仍保持了出色的反演结果($R^2 = 0.97$)。

此外,本研究利用所有可用数据评价了6种算法在不同天气条件下与NIRvR和GPP的相关性分析结果(表4),基于NIRvR的评价采用每个观测时刻对应数据进行,而基于GPP的评价则将SIF数据聚合至半小时,与GPP数据保持一致。SFM算法在大部分基于NIRvR或GPP的评价中展示出最

高的精度, SVD算法则在霾天和多云的天气条件下表现出与NIRvR较高的相关性, 这与日内变化对比的结果一致, 而iFLD算法在所有条件下的 R^2 几乎都是最低的, 这也表明iFLD算法对夫琅和费暗线的插值方法等参数较为敏感(胡姣婵等, 2015), 普适性不如sFLD和3FLD算法。基于不同天气情境的分析结果也表明: 在进行日内尺度的SIF反演时, 使用NIRvR和GPP作为评价指标会产生

不同的评估结果, 前者主要反映了植被进行光合作用时接收的辐射组分, 因此SVD算法能够在各类天气条件下均拥有较好的表现。相较于NIRvR, GPP还包含了植被的生理信息, 能够反映更加真实的日内实际光合作用(Zeng等, 2022)。在使用GPP作为评估指标时SFM算法表现整体上优于SVD, 而传统的sFLD算法也有较为优异和稳健的表现。

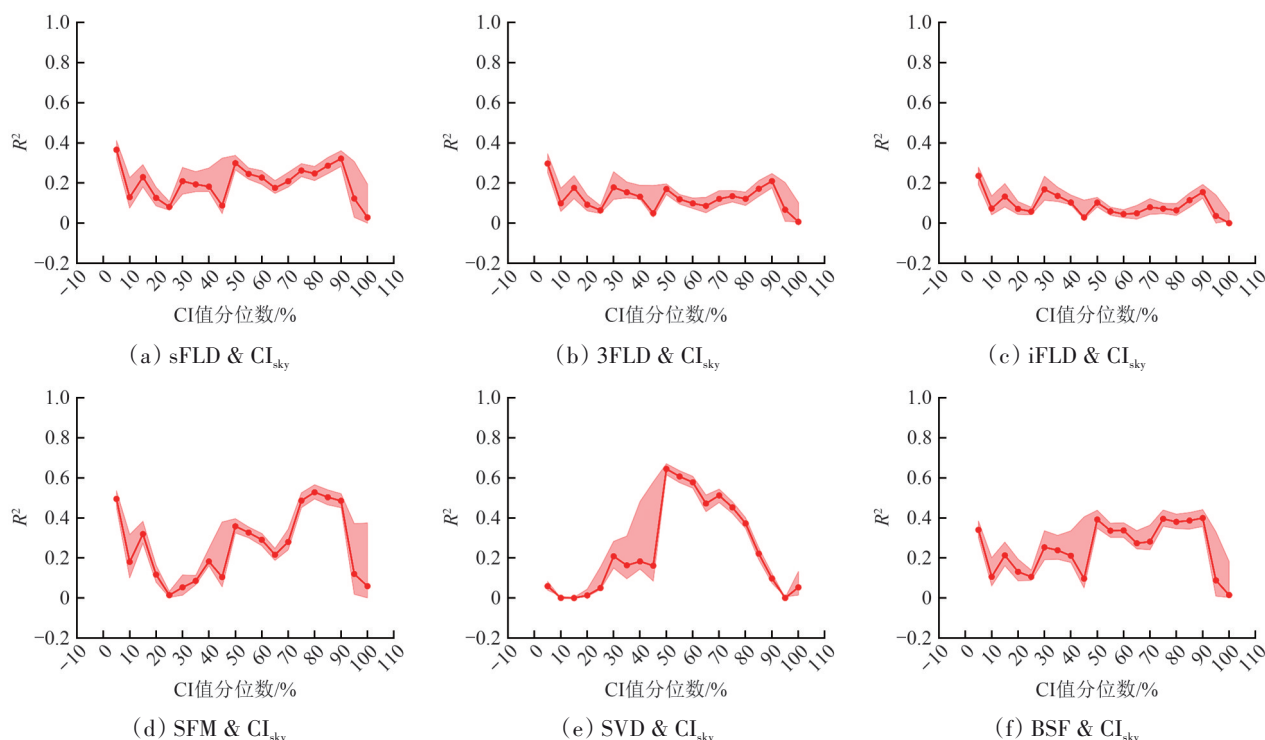
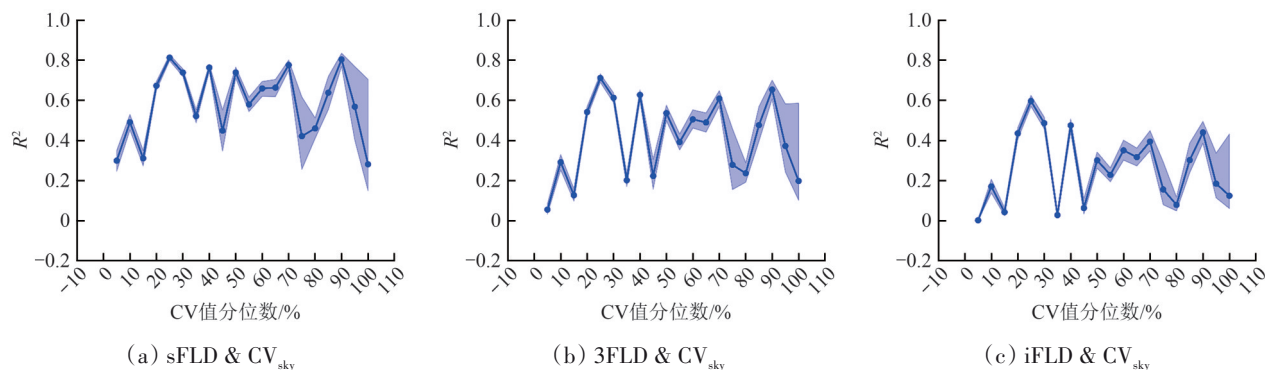


图6 反演结果与NIRvR的相关性随 CI_{sky} 的变化(阴影部分表示95%置信区间)

Fig. 6 The correlation between SIF derived from the six retrieval algorithms and NIRvR as a function of CI_{sky} (The shaded area represents the 95% confidence interval)



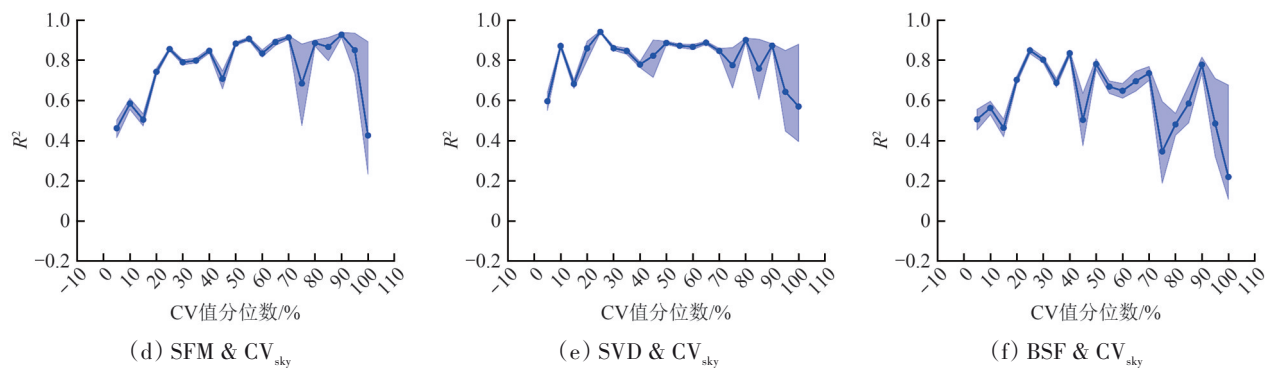


图7 反演结果与NIRvR的相关性随 CV_{sky} 的变化(阴影部分表示95%置信区间)

Fig. 7 The correlation between SIF derived from the six retrieval algorithms and NIRvR as a function of CV_{sky} (The shaded area represents the 95% confidence interval)

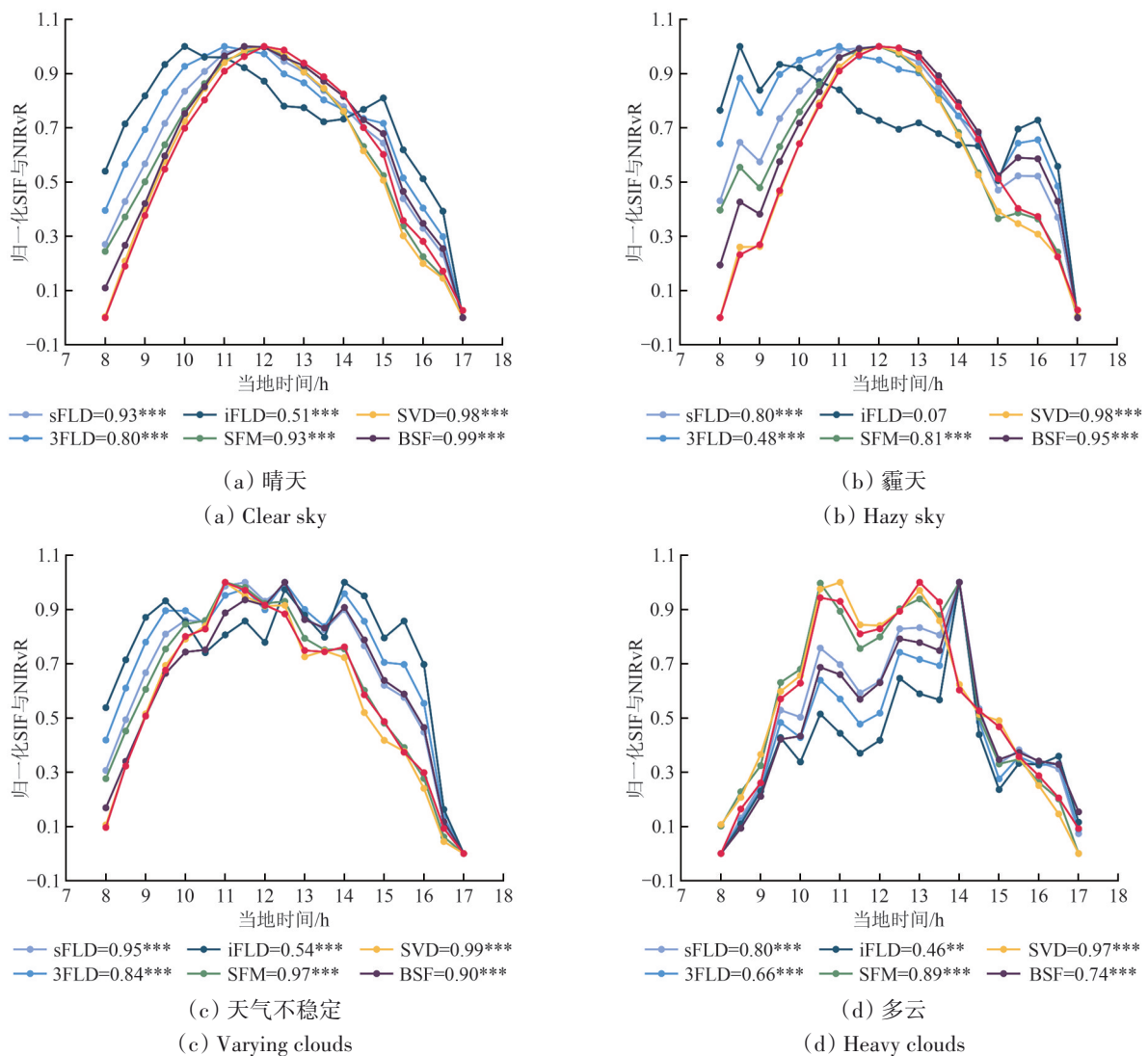


图8 SIF与NIRvR在不同天气条件下的日内变化对比(红色实现表示NIRvR;图例中的数字表示该算法的反演结果与NIRvR间的 R^2 ;*,**和***分别表示SIF和NIRvR之间具有不同程度的显著性($P < 0.05$, $P < 0.01$, $P < 0.001$);所有结果基于各自的最大值与最小值进行归一化处理)

Fig. 8 Diurnal variations of SIF and NIRvR (The red lines indicate NIRvR. The numbers in the legend represent the R^2 between the retrieval results of each algorithm and NIRvR. *, **, and *** indicate different levels of statistical significance ($P < 0.05$, $P < 0.01$, and $P < 0.001$, respectively). All results were normalized based on their respective maximum and minimum values)

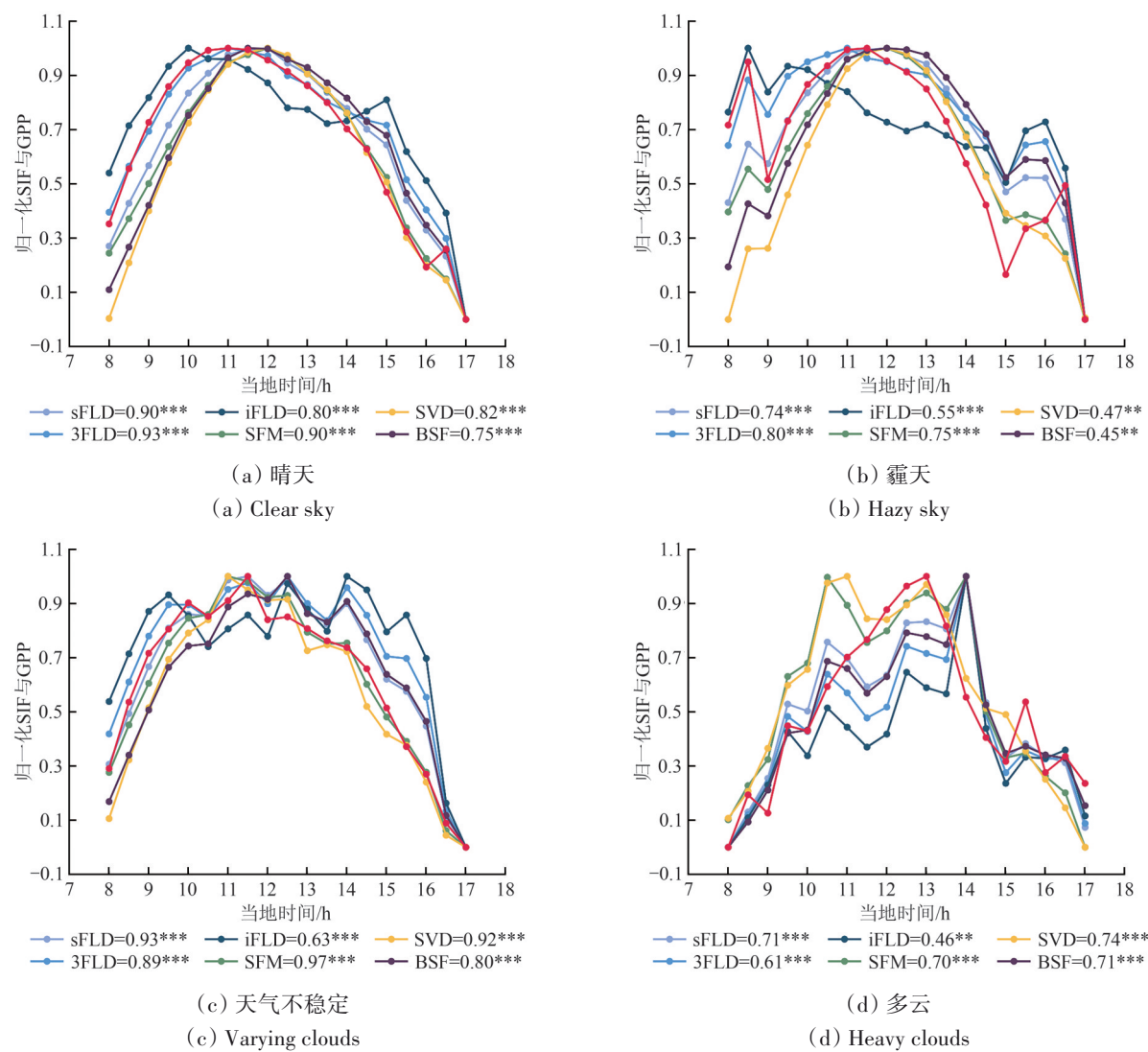


图9 SIF与GPP在不同天气条件下的日内变化对比(红色实现表示GPP;图例中的数字表示该算法的反演结果与GPP间的 R^2 ; *、**和***分别表示SIF和GPP之间具有不同程度的显著性($P<0.05$, $P<0.01$, $P<0.001$);所有结果基于各自的最大值与最小值进行归一化处理)

Fig. 9 Diurnal variations of SIF and GPP under various weather conditions (The red lines indicate GPP. The numbers in the legend represent the R^2 between the retrieval results of each algorithm and GPP. *, **, and *** indicate different levels of statistical significance ($P < 0.05$, $P < 0.01$, and $P < 0.001$, respectively). All results were normalized based on their respective maximum and minimum values)

表4 各反演算法在不同天气条件下与NIRvR和GPP间的 R^2

Table 4 The R^2 between different retrieval algorithms and NIRvR or GPP under various weather conditions

算法 类型	晴天		霾天		天气不稳定		多云	
	NIRvR	GPP	NIRvR	GPP	NIRvR	GPP	NIRvR	GPP
sFLD	0.48	0.32	0.55	0.42	0.33	0.37	0.40	0.32
3FLD	0.29	0.24	0.35	0.35	0.19	0.30	0.30	0.28
iFLD	0.15	0.14	0.18	0.24	0.09	0.20	0.22	0.22
SFM	0.71	0.44	0.71	0.55	0.56	0.49	0.50	0.36
SVD	0.50	0.36	0.70	0.43	0.55	0.40	0.51	0.34
BSF	0.63	0.32	0.66	0.44	0.29	0.35	0.39	0.28

注:表中加黑数值表示所在列的最大值。所有结果均具有显著性($P<0.01$)。

3.4 BSF反演算法参数敏感性分析

由于BSF算法当前应用较少且使用时涉及的参数较多,本研究对其主要参数进行了敏感性分析。图10和表5展示了在NIRvR评价方法下环境温度、高度和先验权重的变化对BSF算法反演结果的影响,结果表明:BSF算法对高度变化较为敏感,因此在运用时必须根据观测的实际高度进行设置,否则会产生较大偏差;相比之下,环境温度对BSF算法结果的影响较小:在5—35℃范围内, R^2 仅变化了0.01;然而,BSF算法对先验权重的变化极为敏感。当先验权重为0时,反演结果的

幅度变化较大，而当先验权重从0增加到1时， R^2 从0.36骤增至0.70，而在使用强先验 a 值 (10^{12}) 时反演结果最为稳定 ($R^2=0.92$)。总体而言，BSF

算法对环境温度的变化不敏感，但对高度和先验权重变化较为敏感，需根据具体使用环境进行设置。

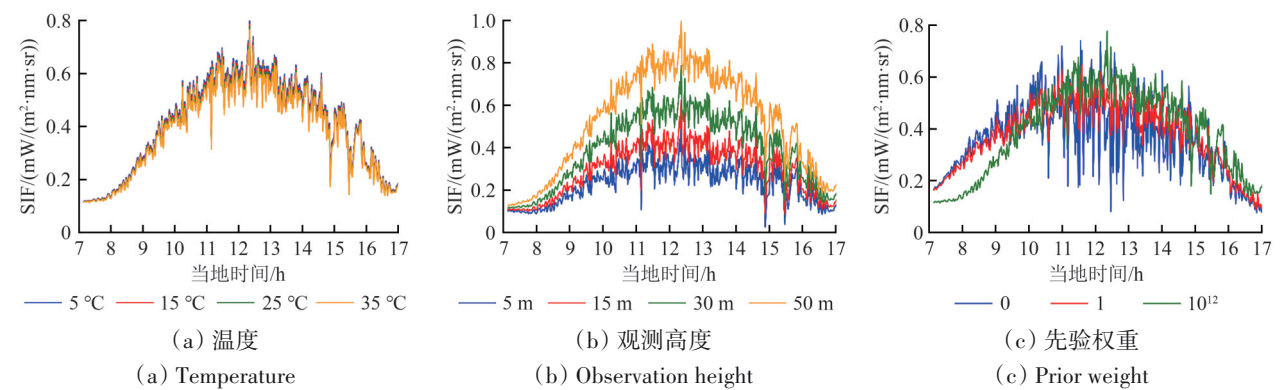


图 10 温度、观测高度和先验权重对 BSF 算法结果的影响(基于 2023 年 5 月 15 日的数据测试并采用 NIRvR 作为评价指标)
Fig. 10 Effects of temperature, observation height, and prior weights on the results of the BSF algorithm (The test is conducted using data from May 15, 2023, with NIRvR used as the evaluation metric)

表 5 温度和先验权重对 BSF 算法结果的影响
Table 5 The effects of temperature and prior weights on the results of the BSF algorithm

温度/°C	先验权重	R^2
5	10^{12}	0.922
15	10^{12}	0.919
25	10^{12}	0.917
35	10^{12}	0.914
25	0	0.361
25	1	0.699
25	10^{12}	0.917

注：基于 2023 年 5 月 15 日的数据测试并采用 NIRvR 作为评价指标。

4 讨 论

本研究基于湖北黄冈森林生态系统综合监测站的长时序高光谱和通量观测数据，采用6种算法分别进行了SIF反演，随后通过NIRvR与GPP数据验证了各算法的准确性及其在不同天气条件下的稳定性，进而将6种反演算法特性做出总结，详见表6。

受制于森林生态系统相对复杂的物种组成和冠层结构，本研究中观测获取的SIF与植被指数(NIRvR)和GPP的 R^2 相较于农田生态系统结果较低(刘鸥阳等, 2019; Li等, 2020; Wang等, 2023a)，但仍能从中对比分析各算法的适用性。本研究发现SVD算法虽然能在农田生态系统中表现出较好的反演性能(鄢列慎等, 2023)，但在植被均一性远不如农田的森林生态系统中该算法对

GPP的表征能力并未强于传统的FLD系列算法，这主要是因为SVD算法依赖于观测当天的人射辐射数据训练获得的先验大气谱线，不稳定的天气状况会导致训练的谱线形状在微观时间尺度上缺乏代表性；此外，iFLD算法虽然是sFLD和3FLD算法的改进版本，但在本研究所用观测数据中的表现并不如后二者稳健，这可能与插值算法和反演波段的选择有关(胡姣婵等, 2015)，但同时也表明算法复杂性的提升不一定能带来反演性能的提升，在选择算法时也应考虑到复杂算法带来的参数设置和环境适用性问题。

本研究也存在着一些不足之处：首先，目前仍缺少可作为SIF真值的数据作为参考来验证各反演算法的性能，而主要依赖于算法之间的结果对比和NIRvR与GPP等辅助数据进行验证；此外，SIF反演结果与天气情况密切相关(Chang等, 2020)，例如温度和气压的变化可能使得反演所用的夫琅和费暗线(氧气A波段)吸收特性发生变化，环境内直射和散射辐射比例的不同也会对暗线处的反射辐亮度产生不同的填充效果从而影响荧光提取，因此，仅根据太阳辐射的变异系数 CV_{sky} 和晴空指数 CI_{sky} 来对天气条件进行划分可能会导致分析结果较为粗糙，今后的研究不仅应考虑更多的天气指标来对不同反演算法的稳定性与适用性进行分析，也应深入考虑背后的物理机制，例如结合大气气溶胶数据定量探讨不同天气条件下散射辐射比例对反演结果的影响(Wang等，

2021); 基于机载或卫星高光谱数据的SIF反演近些年来也取得了长足的进步(杜珊珊, 2020; 吴霖升等, 2022; Vitrack-Tamam等, 2025), 相较于塔基观测, 机载或卫星尺度的光谱仪通常高度更高、视场范围更大, 从而容易导致观测对象混杂, 并且观测获得的上行与下行辐射也具有更大的光程差, 因此需要进行更为复杂的大气校正过程。本研究使用的BSF算法基于上行与下行辐射光程差的差异反演SIF, 理论上能够运用于不同高度SIF的反演(van der Tol等, 2023), 而卫星尺

度的SVD反演算法则基于参考地物的反射谱线获取大气吸收特征, 同样能起到较好的大气校正效果(Li等, 2021b)。然而, 卫星尺度的SIF观测的空间分辨率多为km级别, 时间分辨率也远低于站点观测数据, 从而难以与站点SIF数据进行充分的相互验证(Li等, 2021a)。欧洲航天局计划在未来发射的FLEX卫星是全球第一颗专门用于SIF反演的卫星, 其空间分辨率可达0.3 km(邱博和郭维栋, 2022), 届时可以根据其提供的高分辨率SIF数据对站点观测数据进行更深入的验证。

表6 本研究使用的6种SIF反演算法特性
Table 6 Characteristics of six SIF retrieval algorithms in this study

反演算法	优势	缺点	适用场景	数据要求
sFLD	反演原理易于理解	忽略了吸收线内荧光与反射率的变化	光谱分辨率较低的观测场景	吸收线内外各一处辐照度和辐亮度观测值
3FLD	改进了sFLD算法的简单线性假设	宽吸收波段间隔影响线性假设的适用性	光谱分辨率较低的观测场景	吸收线内和吸收线外两肩处辐照度和辐亮度观测值
iFLD	部分消除大气吸收效应	光谱分辨率要求高, 结果受插值方法影响较大	光谱分辨率较高的观测场景	吸收线内和吸收线两侧一定波段宽度的辐照度和辐亮度观测值
SFM	普适性强, 精度普遍较高	结果受波段选择、反射率重建方法影响较大, 计算复杂费时	环境较为复杂的观测场景	包含吸收线在内的一定长度波段的辐照度和辐亮度观测值
SVD	可较好反映植被受光照的影响	结果受训练集分解分量选择、最小误差优化方法和反演窗口选择影响较大, 反演结果往往高估	天气不稳定、光照变化较大时的观测场景	包含吸收线在内的一定长度波段的辐照度和辐亮度观测值
BSF	直接校正大气吸收误差	先验参数设置较多	传感器探头与冠层距离远、大气吸收影响大的高塔观测场景	吸收线内的辐照度和辐亮度观测值

5 结 论

综合以上分析, 本研究的主要结论如下: (1) FLD系列算法(sFLD、3FLD、iFLD)反演结果较为相近, 这与其采用了相似的反演原理有关; SVD算法反演的SIF值相比对其他算法略高; BSF算法则与各类算法均保持了较高的相关性, 但其反演过程最为复杂, 计算量也最大。(2) 相较于传统的FLD系列算法, SFM和SVD算法在云量较高或天气不稳定的情境下呈现出更高的准确性与稳定性, 其中SFM算法的反演结果展现出与GPP最高的相关性, 在进行森林生态系统的SIF反演时应当首先考虑使用该算法, 而SVD算法反演获得的SIF能够较好地捕获植被在日内尺度下受太阳辐射影响的变化。(3) BSF算法的反演结果对环境温度的设置不敏感, 但对观测高度和先验权重的设置较为敏感, 因此有必要设置准确的观测高度以充分发挥该算法的潜力, 并且先验权重的设置一般不应为0。

参考文献(References)

Alonso L, Gomez-Chova L, Vila-Frances J, Amoros-Lopez J, Guanter L, Calpe J and Moreno J. 2008. Improved fraunhofer line discrimination method for vegetation fluorescence quantification. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 5(4): 620-624 [DOI: 10.1109/LGRS.2008.2001180]

Amiro B D, Barr A G, Barr J G, Black T A, Bracho R, Brown M, Chen J, Clark K L, Davis K J, Desai A R, Dore S, Engel V, Fuentes J D, Goldstein A H, Goulden M L, Kolb T E, Lavigne M B, Law B E, Margolis H A, Martin T, McCaughey J H, Misson L, Montes-helu M, Noormets A, Randerson J T, Starr G and Xiao J. 2010. Ecosystem carbon dioxide fluxes after disturbance in forests of North America. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 115 (G4): G00K02 [DOI: 10.1029/2010JG001390]

Cao J J, An Q, Zhang X, Xu S, Si T and Niyogi D. 2021. Is satellite Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence more indicative than vegetation indices under drought condition? Science of the Total Environment, 792: 148396 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.148396]

Cendrero-Mateo M P, Wieneke S, Damm A, Alonso L, Pinto F, Moreno J, Guanter L, Celesti M, Rossini M, Sabater N, Cogliati S, Julitta T, Rascher U, Goulas Y, Aasen H, Pacheco-Labrador J and

- Mac Arthur A. 2019. Sun-induced chlorophyll fluorescence III: benchmarking retrieval methods and sensor characteristics for proximal sensing. *Remote Sensing*, 11(8): 962 [DOI: 10.3390/rs11080962]
- Chang C Y, Guanter L, Frankenberg C, Köhler P, Gu L H, Magney T S, Grossmann K and Sun Y. 2020. Systematic assessment of retrieval methods for canopy far-red solar-induced chlorophyll fluorescence using high-frequency automated field spectroscopy. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(7): e2019JG005533 [DOI: 10.1029/2019JG005533]
- Cogliati S, Rossini M, Julitta T, Meroni M, Schickling A, Burkart A, Pinto F, Rascher U and Colombo R. 2015. Continuous and long-term measurements of reflectance and sun-induced chlorophyll fluorescence by using novel automated field spectroscopy systems. *Remote Sensing of Environment*, 164: 270-281 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.03.027]
- Du S S. 2020. Retrieval of Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence Based on Domestic Satellites. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences) (杜珊珊. 2020. 国产卫星的日光诱导叶绿素荧光反演研究. 北京: 中国科学院大学(中国科学院空天信息创新研究院)) [DOI: 10.44231/d.cnki.gktxc.2020.000007]
- Du S S, Liu L Y, Liu X J, Zhang X, Zhang X Y, Bi Y M and Zhang L C. 2018. Retrieval of global terrestrial solar-induced chlorophyll fluorescence from TanSat satellite. *Science Bulletin*, 63(22): 1502-1512 [DOI: 10.1016/j.scib.2018.10.003]
- Fang J Y. 2021. Ecological perspectives of carbon neutrality. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 45(11): 1173-1176 (方精云. 2021. 碳中和的生态学透视. *植物生态学报*, 45(11): 1173-1176) [DOI: 10.17521/cjpe.2021.0394]
- Fu B J, Liu Y S, Cao Z, Wang Z Z and Wu X T. 2023. Current conditions, issues, and suggestions for ecological protection and high-quality development in Loess Plateau. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 38(8): 1110-1117 (傅伯杰, 刘彦随, 曹智, 王壮壮, 武旭同. 2023. 黄土高原生态保护和高质量发展现状、问题与建议. *中国科学院院刊*, 38(8): 1110-1117) [DOI: 10.16418/j.issn.1000-3045.20230525001]
- Gu L H, Han J M, Wood J D, Chang C Y Y and Sun Y. 2019. Sun-induced Chl fluorescence and its importance for biophysical modeling of photosynthesis based on light reactions. *New Phytologist*, 223(3): 1179-1191 [DOI: 10.1111/nph.15796]
- Guanter L, Frankenberg C, Dudhia A, Lewis P E, Gómez-Dans J, Kuze A, Suto H and Grainger R G. 2012. Retrieval and global assessment of terrestrial chlorophyll fluorescence from GOSAT space measurements. *Remote Sensing of Environment*, 121: 236-251 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.02.006]
- Hu J C, Liu L Y and Liu X J. 2015. Assessing uncertainties of sun-induced chlorophyll fluorescence retrieval using Fluor MOD model. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 19(4): 594-608 (胡姣婵, 刘良云, 刘新杰. 2015. FluorMOD模拟叶绿素荧光夫琅和费暗线反演算法不确定性分析. *遥感学报*, 19(4): 594-608) [DOI: 10.11834/jrs.20154053]
- Ji M H, Tang B H and Li Z L. 2019. Review of solar-induced chlorophyll fluorescence retrieval methods from satellite data. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(3): 455-466 (纪梦豪, 唐伯惠, 李召良. 2019. 太阳诱导叶绿素荧光的卫星遥感反演方法研究进展. *遥感技术与应用*, 34(3): 455-466) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.3.0455]
- Li S L, Gao M F and Li Z L. 2021a. Retrieving sun-induced chlorophyll fluorescence from hyperspectral data with TanSat satellite. *Sensors*, 21(14): 4886 [DOI: 10.3390/s21144886]
- Li S L, Gao M F, Li Z L, Duan S B and Leng P. 2021b. Uncertainty analysis of SVD-based spaceborne far-red sun-induced chlorophyll fluorescence retrieval using TanSat satellite data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103: 102517 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102517]
- Li X, Xiao J F, He B B, Arain M A, Beringer J, Desai A R, Emmel C, Hollinger D Y, Krasnova A, Mammarella I, Noe S M, Ortiz P S, Rey-Sanchez A C, Rocha A V and Varlagin A. 2018. Solar-induced chlorophyll fluorescence is strongly correlated with terrestrial photosynthesis for a wide variety of biomes: first global analysis based on OCO-2 and flux tower observations. *Global Change Biology*, 24(9): 3990-4008 [DOI: 10.1111/gcb.14297]
- Li Z H, Zhang Q, Li J, Yang X, Wu Y F, Zhang Z Y, Wang S H, Wang H Z and Zhang Y G. 2020. Solar-induced chlorophyll fluorescence and its link to canopy photosynthesis in maize from continuous ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, 236: 111420 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111420]
- Liu L Y. 2014. Principles and applications of quantitative remote sensing in vegetation. Beijing: Science Press. (刘良云. 2014. 植被定量遥感原理与应用. 北京: 科学出版社)
- Liu O Y, Liu L Y, Hu J C, Liu X J and Jiang J B. 2019. Assessment of solar-induced chlorophyll fluorescence retrieval from the atmospheric H₂O absorption bands at 719 nm. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(3): 500-510 (刘阳阴, 刘良云, 胡姣婵, 刘新杰, 蒋金豹. 2019. 基于719nm水汽吸收波段的日光诱导叶绿素荧光反演研究. *遥感技术与应用*, 34(3): 500-510) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.3.0500]
- Liu X J, Liu L Y, Du S S and Qi M J. 2025. Inconsistent diurnal patterns of far-red solar-induced chlorophyll fluorescence retrieved with different algorithms from tower-based observations. *Journal of Remote Sensing*, 5: 0429 [DOI: 10.34133/remotesensing.0429]
- Liu X J, Liu L Y, Zhang S and Zhou X F. 2015. New spectral fitting method for full-spectrum solar-induced chlorophyll fluorescence retrieval based on principal components analysis. *Remote Sensing*, 7(8): 10626-10645 [DOI: 10.3390/rs70810626]
- Magney T S, Barnes M L and Yang X. 2020. On the covariation of chlorophyll fluorescence and photosynthesis across scales. *Geophysical Research Letters*, 47(23): e2020GL091098 [DOI: 10.1029/2020GL091098]
- Maier S W, Günther K P and Stellmes M. 2004. Sun-induced fluorescence: a new tool for precision farming//VanToai T, Major D, McDonald M, Schepers J and Tarpley L, eds. *Digital Imaging and Spectral Techniques: Applications to Precision Agriculture and Crop Physiology*. [s.l.]: American Society of Agronomy, Crop Sci-

- ence Society of America, and Soil Science Society of America: 207-222 [DOI: 10.2134/asaspecpub66.c16]
- Masters G M. 2013. Renewable and Efficient Electric Power Systems. 2nd ed. Hoboken: John Wiley and Sons Inc.
- Meroni M, Busetto L, Colombo R, Guanter L, Moreno J and Verhoef W. 2010. Performance of spectral fitting methods for vegetation fluorescence quantification. *Remote Sensing of Environment*, 114(2): 363-374 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.09.010]
- Meroni M and Colombo R. 2006. Leaf level detection of solar induced chlorophyll fluorescence by means of a subnanometer resolution spectroradiometer. *Remote Sensing of Environment*, 103(4): 438-448 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.03.016]
- Meroni M, Rossini M, Guanter L, Alonso L, Rascher U, Colombo R and Moreno J. 2009. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence: review of methods and applications. *Remote Sensing of Environment*, 113(10): 2037-2051 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.05.003]
- Mohammed G H, Colombo R, Middleton E M, Rascher U, van der Tol C, Nedbal L, Goulas Y, Pérez-Priego O, Damm A, Meroni M, Joiner J, Cogliati S, Verhoef W, Malenovský Z, Gastellu-Etcheberry J P, Miller J R, Guanter L, Moreno J, Moya I, Berry J A, Frankenberg C and Zarco-Tejada P J. 2019. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) in vegetation: 50 years of progress. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111177 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.030]
- Plascyk J A. 1975. The MK II Fraunhofer line discriminator (FLD-II) for airborne and orbital remote sensing of solar-stimulated luminescence. *Optical Engineering*, 14(4): 144339 [DOI: 10.1117/12.7971842]
- Porcar-Castell A, Tyystjärvi E, Atherton J, Van der Tol C, Flexas J, Pfündel E E, Moreno J, Frankenberg C and Berry J A. 2014. Linking chlorophyll a fluorescence to photosynthesis for remote sensing applications: mechanisms and challenges. *Journal of Experimental Botany*, 65(15): 4065-4095 [DOI: 10.1093/jxb/eru191]
- Qiu B and Guo W D. 2022. Progresses in solar-induced chlorophyll fluorescence and its applications in terrestrial ecosystem carbon cycling and land-atmosphere interaction. *Transactions of Atmospheric Sciences*, 45(6): 801-814 (邱博, 郭维栋. 2022. 叶绿素荧光遥感在陆地生态系统碳循环和陆气相互作用中的应用研究进展. *大气科学学报*, 45(6): 801-814) [DOI: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20220507005]
- Reda I and Andreas A. 2004. Solar position algorithm for solar radiation applications. *Solar Energy*, 76(5): 577-589 [DOI: 10.1016/j.solener.2003.12.003]
- Reichstein M, Falge E, Baldocchi D, Papale D, Aubinet M, Berbigier P, Bernhofer C, Buchmann N, Gilmanov T, Granier A, Grünwald T, Havránková K, Ilvesniemi H, Janous D, Knohl A, Laurila T, Lohila A, Loustau D, Matteucci G, Meyers T, Miglietta F, Ourcival J M, Pumpanen J, Rambal S, Rotenberg E, Sanz M, Tenhunen J, Seufert G, Vaccari F, Vesala T, Yakir D and Valentini R. 2005. On the separation of net ecosystem exchange into assimilation and ecosystem respiration: review and improved algorithm. *Global Change Biology*, 11(9): 1424-1439 [DOI: 10.1111/j.1365-2486.2005.001002.x]
- van der Tol C, Julitta T, Yang P Q, Sabater N, Reiter I, Tudoroiu M, Schuettemeyer D and Drusch M. 2023. Retrieval of chlorophyll fluorescence from a large distance using oxygen absorption bands. *Remote Sensing of Environment*, 284: 113304 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113304]
- van der Tol C, Verhoef W, Timmermans J, Verhoef A and Su Z. 2009. An integrated model of soil-canopy spectral radiances, photosynthesis, fluorescence, temperature and energy balance. *Biogeosciences*, 6(12): 3109-3129 [DOI: 10.5194/bg-6-3109-2009]
- Verma M, Schimel D, Evans B, Frankenberg C, Beringer J, Drewry D T, Magney T, Marang I, Hutley L, Moore C and Eldering A. 2017. Effect of environmental conditions on the relationship between solar-induced fluorescence and gross primary productivity at an Oz-Flux grassland site. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 122(3): 716-733 [DOI: 10.1002/2016JG003580]
- Vitrack-Tamam S, Yasuor H, Hamus-Cohen D, Erel R, Rubinovich L and Liran O. 2025. Solar induced fluorescence retrieved from avocado (*Persea americana* Mill.) canopies along the season correlates with sugar levels in the developing fruit. *European Journal of Remote Sensing*, 58(1): 2449940 [DOI: 10.1080/22797254.2025.2449940]
- Wang X, Wang C Z, Wu J, Miao G F, Chen M, Chen S L, Wang S H, Guo Z F, Wang Z H, Wang B, Li J, Zhao Y J, Wu X L, Zhao C F, Lin W L, Zhang Y G and Liu L L. 2021. Intermediate aerosol loading enhances photosynthetic activity of croplands. *Geophysical Research Letters*, 48(7): e2020GL091893 [DOI: 10.1029/2020GL091893]
- Wang Y N, Sun Y, Chen Y N, Wu C Y, Huang C P, Li C and Tang X G. 2023a. Non-linear correlations exist between solar-induced chlorophyll fluorescence and canopy photosynthesis in a subtropical evergreen forest in Southwest China. *Ecological Indicators*, 157: 111311 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2023.111311]
- Wang Y Q, Leng P, Shang G F, Zhang X and Li Z L. 2023b. Sun-induced chlorophyll fluorescence is superior to satellite vegetation indices for predicting summer maize yield under drought conditions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205: 107615 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.107615]
- Wu L S, Zhang Y G, Zhang Z Y, Zhang X K and Wu Y F. 2022. Remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence and its applications in terrestrial ecosystem monitoring. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 46(10): 1167-1199 (吴霖升, 张永光, 章钊颖, 张小康, 吴云飞. 2022. 日光诱导叶绿素荧光遥感及其在陆地生态系统监测中的应用. *植物生态学报*, 46(10): 1167-1199) [DOI: 10.17521/cjpe.2022.0233]
- Yan L S, Liu X J, Chen J D, Zou C, Du K Q and Liu L Y. 2023. Performance of data-driven algorithm for SIF retrieval from tower-based observation. *Remote Sensing Technology and Application*, 38(4): 924-934 (鄢列慎, 刘新杰, 陈冀岱, 邹楚, 杜凯奇, 刘良云. 2023. 数据驱动 SIF 反演算法在塔基观测中的应用效果评价. *遥感技术与应用*, 38(4): 924-934) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2023.4.0924]
- Yu G R and Wang Q F. 2010. *Ecophysiology of Plant Photosynthesis, Transpiration, and Water Use*. Beijing: Science Press (于贵瑞, 王

- 秋风. 2010. 植物光合、蒸腾与水分利用的生理生态学. 北京: 科学出版社)
- Yu L and Piao S L. 2014. Key scientific points on carbon and other biogeochemical cycles from the IPCC Fifth assessment report. *Progressus Inquisitiones de Mutatione Climatis*, 10(1): 33-36 (於琰, 朴世龙. 2014. IPCC 第五次评估报告对碳循环及其他生物地球化学循环的最新认识. 气候变化研究进展, 10(1): 33-36) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-1719.2014.01.007]
- Zeng Y L, Chen M, Hao D L, Damm A, Badgley G, Rascher U, Johnson J E, Dechant B, Siegmann B, Ryu Y, Qiu H, Krieger V, Panigada C, Celesti M, Miglietta F, Yang X and Berry J A. 2022. Combining near-infrared radiance of vegetation and fluorescence spectroscopy to detect effects of abiotic changes and stresses. *Remote Sensing of Environment*, 270: 112856 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112856]
- Zeng, Y L, Badgley G, Dechant B, Ryu Y, Chen M, Berry J A. 2019. A practical approach for estimating the escape ratio of near-infrared solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing of Environment* 232:111209 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.028]
- Zhang L F, Wang S H and Huang C P. 2018. Top-of-atmosphere hyperspectral remote sensing of solar-induced chlorophyll fluorescence: a review of methods. *Journal of Remote Sensing*, 22(1): 1-12 (张立福, 王思恒, 黄长平. 2018. 太阳诱导叶绿素荧光的卫星遥感反演方法. 遥感学报, 22(1): 1-12) [DOI: 10.11834/jrs.20187211]
- Zhang Z Y, Wang S H, Qiu B, Song L and Zhang Y G. 2019. Retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence and advancements in carbon cycle application. *Journal of Remote Sensing*, 23(1): 37-52 (章钊颖, 王松寒, 邱博, 宋练, 张永光. 2019. 日光诱导叶绿素荧光遥感反演及碳循环应用进展. 遥感学报, 23(1): 37-52) [DOI: 10.11834/jrs.20197485]

Comparative analysis of multiple retrieval algorithms for tower-based solar-induced chlorophyll fluorescence

CHEN Jinghua¹, DENG Zhuoying^{2,3}, RAO Yuanyi^{2,3}, HU Zhuoran^{2,3}, WANG Shaoqiang^{1,2,3},
CHEN Xuan^{2,3}, GU Peng^{2,3}, WANG Jing¹

1. Key Laboratory of Ecosystem Network Observation and Modeling, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. Hubei Key Laboratory of Regional Ecology and Environmental Change, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

3. Engineering Technology Innovation Center for Intelligent Monitoring and Spatial Regulation of Land Carbon Sinks, Ministry of Natural Resources, Wuhan 430074, China

Abstract: Solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF), a weak optical signal emitted by vegetation during photosynthesis under natural sunlight, serves as a nondestructive probe for vegetation photosynthesis and has been widely applied to estimate productivity, monitor stress, and track phenology. While tower-based near-surface SIF observations provide a fine-scale understanding of vegetation physiology, direct SIF measurement remains challenging because of SIF's weak signal and interference from reflected light. Although various spectra-based SIF retrieval algorithms exist, the differences in their performance and adaptability under varying conditions are poorly understood. This study compared and evaluated six SIF retrieval algorithms by using tower-based hyperspectral data. With high-resolution hyperspectral data acquired from tower-based observations at a mountainous forest site, six SIF retrieval algorithms, namely, sFLD, 3FLD, iFLD, SFM, SVD, and BSF, were systematically applied and compared. Algorithm performance was assessed using the retrieved SIF signals and their relationships with key vegetation indicators (near-infrared radiance of vegetation or NIRvR and gross primary production or GPP). (1) The traditional FLD algorithms (sFLD, 3FLD, and iFLD) yielded highly consistent results ($R^2 > 0.86$). SVD's retrievals were much higher than the retrievals of the other algorithms, and SFM and BSF maintained strong correlations with all other algorithms. (2) SFM, SVD, and BSF demonstrated superior accuracy and stability compared with the traditional FLD algorithms (ΔR^2 of 0.29 for NIRvR and 0.10 for GPP). SFM's retrievals consistently maintained a high correlation with GPP even in cloudy or unstable weather, making SFM highly suitable for complex environments. SVD-retrieved SIF effectively captured diurnal variations in vegetation response to solar radiation changes. (3) The BSF algorithm showed high sensitivity to observation height and prior weight settings but low sensitivity to temperature parameters. Optimal BSF application thus requires parameter adjustment on the basis of specific scenarios and data characteristics. This study clarified the differences among six representative SIF retrieval algorithms. SFM is recommended for complex environments, such as cloudy conditions, and SVD excels in tracking diurnal radiation-driven variations. Meanwhile, BSF requires careful parameterization. These results can provide critical guidance for selecting appropriate SIF retrieval algorithms on the basis of specific research objectives and environmental conditions.

Key words: Solar-Induced Chlorophyll Fluorescence (SIF), retrieval algorithm evaluation, tower-based observations, hyperspectral data, Gross Primary Production (GPP), mountain forest

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFF1300100); National Natural Science Foundation of China (No. 42101479, 42250205)