

辐射传输模型模拟与深度学习结合的高分一号卫星植被光合有效辐射吸收比例产品反演算法

李丽¹, 辛晓洲¹, 唐勇¹, 柏军华¹, 杜永明¹, 孙林², 闻建光^{1,3},
仲波¹, 吴善龙¹, 张海龙¹, 余珊珊¹, 柳钦火^{1,3}

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

2. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 青岛 266590;

3. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049

摘要: 植被光合有效辐射吸收比例 FPAR (Fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation) 是碳循环光能利用率模型中的关键参数之一。高分系列卫星的发射, 为反演定量遥感产品提供了高时空分辨率的卫星遥感数据, 基于高分数据的植被光合有效辐射吸收比例产品能够为生态系统碳循环的分析评估提供更加精细、精度更高的输入参数产品。本文发展了一种基于深度学习的光合有效辐射吸收比例反演方法。该方法利用 SAIL (Scattering by Arbitrarily Inclined Leaves) 模型模拟多种太阳入射角度、观测角度、大气条件下的植被冠层光合有效辐射吸收比例及冠层反射率, 形成海量输入—输出模拟数据集, 具有鲁棒性及更好的普适性; 基于深度信念网络对数据集进行训练, 得到高分一号 (GF-1) 卫星光合有效辐射吸收比例遥感反演模型。利用中国科学院怀来遥感综合试验站及黑河流域地表过程综合观测网 FPAR 地面站点连续观测数据对玉米作物、芦苇草地等下垫面反演的 FPAR 进行了对比验证, RMSE 分别为 0.15 和 0.17。本方法以辐射传输模型模拟的多维大气及地表输入—植被冠层输出作为深度学习的训练样本库, 弥补了训练样本数量不足及观测数据不全带来的深度学习训练过程中的误差, 从而使得模型兼具机理性和高效性。同时, 反演的输入为具有太阳角度、观测角度信息的地表反射率产品, 降低了输入参数获取的难度, 减少输入参数误差传递的影响, 有利于实现产品的业务化生产。

关键词: 定量遥感反演, GF-1 卫星, 光合有效辐射吸收比例, SAIL 模型, 深度学习

中图分类号: P2

引用格式: 李丽, 辛晓洲, 唐勇, 柏军华, 杜永明, 孙林, 闻建光, 仲波, 吴善龙, 张海龙, 余珊珊, 柳钦火. 2023. 辐射传输模型模拟与深度学习结合的高分一号卫星植被光合有效辐射吸收比例产品反演算法. 遥感学报, 27(3): 700-710

Li L, Xin X Z, Tang Y, Bai J H, Du Y M, Sun L, Wen J G, Zhong B, Wu S L, Zhang H L, Yu S S and Liu Q H. 2023. Fraction of absorbed photosynthetically active radiation inversion algorithm of GF-1 data combining radiative transfer model simulation and deep learning. National Remote Sensing Bulletin, 27(3): 700-710 [DOI: 10.11834/jrs.20232021]

1 引言

植被光合有效辐射吸收比例也称光合有效辐射吸收比率 FPAR 也可写作 FAPAR (Fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation) 是指植被吸收光合有效辐射 PAR (Photosynthetically Active Radiation) 占到达植被冠层顶部的光合有效辐射的比例。FPAR 与叶面积指数 LAI (Leaf Area

Index) 都是描述碳循环以及生物地球化学中生态环境及大气间相互作用模型中关键的遥感参数 (Chen, 1996)。FPAR 是光能利用率模型中的重要参数, FPAR 这一参数的反演精度直接决定着植被总初级生产力 GPP (Gross Primary Productivity) 及植被净初级生产力 NPP (Net Primary Productivity) 的估算精度, 因此建立有效的 FPAR 反演算法、提高 FPAR 的反演精度对 GPP、NPP 的反演具有非常

收稿日期: 2022-01-29; 预印本: 2022-10-08

基金项目: 中国科学院空天信息创新研究院重点部署项目 (编号: E0Z202010F); 高分分辨率对地观测系统重大专项 (编号: 21-Y20B02-9003-19/22, 21-Y20B01-9001-19/22); 国家自然科学基金 (编号: 41771394)

第一作者简介: 李丽, 研究方向为光合有效辐射、光合有效辐射吸收比例等定量遥感参数反演及生态环境遥感监测。E-mail: lilifs@aircas.ac.cn

通信作者简介: 辛晓洲, 研究方向为地表辐射与能量平衡遥感估算理论与方法。E-mail: xinxz@aircas.ac.cn

重要的意义。

常见的FPAR遥感反演方法主要有两种，一种是经验关系反演方法，比如利用FPAR与NDVI等植被指数或者与LAI的经验关系进行反演（Huete等，1997；Goward和Huemmrich，1992；Sellers，1985；Seller等，1994；Pinty等，2009）。然而FPAR与各类植被指数相关关系，不具有普遍适用性，并且NDVI存在饱和现象，也会降低FPAR反演的精度（Roujean和Breon，1995；Dawson等，2003；Rahman等，2015；Li等，2015a）；另一种是物理方法，此类方法还原光合有效辐射在植被冠层中的辐射传输过程，利用辐射传输模型来求解FPAR。辐射传输模型是目前相对成熟的基于物理光学基础的光学模型，利用辐射传输模型的方法反演FPAR具有普适性，被广泛应用于大尺度的

FPAR反演（Myneni等，2002；Tian等，2004；Chen等，2008；Tao等，2013；Fan等，2014）。

近年来，随着研究的深入，不断发展出新的FPAR反演方法。如区分直射与散射、黑空和白空FPAR以及引入机器学习等的方法（Li等，2015a，2015c，2021；Liu等，2019；Xiao等，2015；Tian等，2020）。

目前，进行全球/区域产品生产的FPAR产品主要包括：MODIS/FPAR产品，AVHRR/FPAR产品，MISR/FPAR产品，MERIS/FPAR产品，全球黑空及白空FAPAR遥感产品集等。表1列出了这些产品的时空分辨率、使用的传感器、以及产品覆盖时间范围。目前的FPAR产品多为公里级产品，能够业务化生产及共享的高时空分辨率FPAR遥感产品尚少。

表1 FPAR全球/区域产品列表
Table 1 FPAR global/regional products list

FPAR产品名称	传感器	空间分辨率	时间分辨率	时间覆盖范围/年	采用算法	主要文献
MODIS FPAR	MODIS	500 m/1 km	4天/8天	2002至今	辐射传输模型	Myneni等,2002
CYCLOPES	VEGETATION	1/112°	10天	1998—2007	神经网络法	Baret等,2007
MERIS FPAR	MERIS	300 m	10天/1月	2002—2012	多项式方法	Gobron等,2007
AVHRR FPAR	AVHRR	0.05°	1天	1981至今	辐射传输模型	Chen,1996
MISR FPAR	MISR	0.5°/1 km	1月	2000至今	辐射传输模型	Knyazikhin等,1998
GLASS FAPAR	MODIS/AVHRR	1 km/0.05°	8天	1982至今	植被结构法	Xiao等,2015
全球黑空及白空FAPAR遥感产品集	MODIS	1 km	8天	2002—2017	黑白空方法	Liu等,2019

高分辨率对地观测系统专项是中国确定的16个重大科技专项之一，自2010年启动实施以来，陆续成功发射GF-1—GF-7卫星，并实现了从地球静止轨道到低轨卫星群高时间分辨率、高空间分辨率、高光谱分辨率的全天时、全天候对地观测能力。高分卫星数据为实现高时空分辨率的遥感共性产品提供了优质的数据源（柳钦火等，2023），如何基于高分卫星数据得到高时空分辨率的FPAR遥感产品并实现业务化生产成为了高分遥感数据应用于生态系统碳循环中的重要环节之一。本文基于GF-1卫星数据，考虑产品业务化生产的可行性，发展了一种基于辐射传输模型模拟数据深度学习的FPAR反演方法；同时利用地面观测数据，对算法的精度进行了初步评估，并实现了全国16 m/10 d FPAR产品的生产。

2 数 据

2.1 GF-1数据

高分一号卫星于2013年4月26日发射升空，

是中国高分辨率对地观测系统重大专项的首发星，已在轨稳定运行8年。卫星采用太阳同步轨道，装载两台2 m分辨率全色、8 m分辨率多光谱相机（简称高分相机）和4台16 m分辨率多光谱相机（简称宽幅相机）（Lu等，2014）。本文主要利用高分一号宽幅相机获取的遥感数据开展研究。4台16 m分辨率多光谱相机设置了蓝、绿、红、近红4个波（B1：0.45—0.52 μm；B2：0.52—0.59 μm；B3：0.63—0.69 μm；B4：0.77—0.89 μm）。每台相机的光谱响应函数也各不相同，图1为4个宽幅相机的光谱响应函数。本文利用光谱响应函数模拟计算冠层在4个波段的反射率。

2.2 地面实测数据

本文选取河北怀来及黑河流域地面观测数据作为地面验证数据集，其中中国科学院怀来遥感综合试验站地面观测数据为由中国科学院空天信息创新研究院自行研制的连续观测装置获取的冠层顶部及冠层底部上下行光合有效辐射数据；黑河流域地面观测数据为黑河流域地表过程综合观

测网中游大满超级站气象要素数据及张掖湿地站气象要素数据 (Liu 等, 2011, 2018)。中国科学院怀来遥感综合试验站位于河北省张家口市怀来县, 架设的观测仪器下垫面是玉米。大满超级站

位于甘肃省张掖市大满灌区农田内, 下垫面是玉米。张掖湿地站位于甘肃省张掖市国家湿地公园, 下垫面是芦苇湿地。站点位置如图2所示, 站点数据观测参量如表2所示。

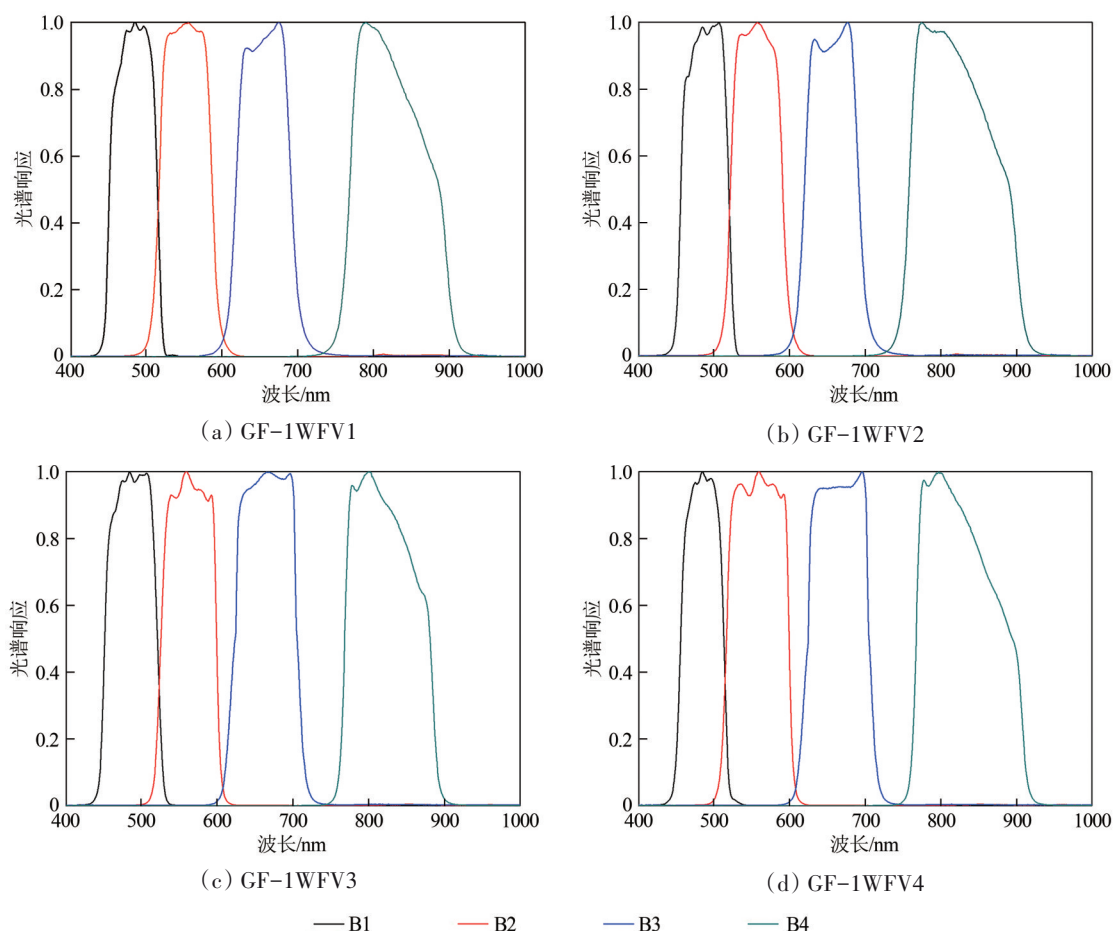


图1 高分一号宽幅相机波谱响应函数

Fig. 1 Spectral response function of GF-1 WFV cameras

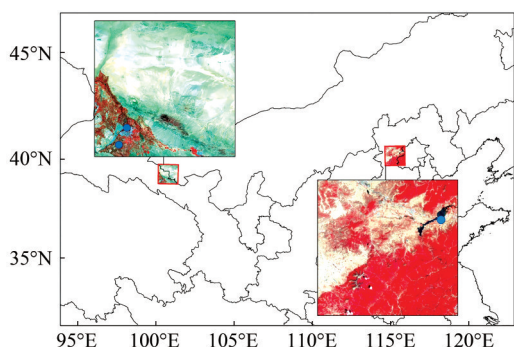


图2 地面观测站点分布

Fig. 2 Distribution of FPAR measurement sites

2.3 光子通量传感器测量原理

常用的 FPAR 地面观测仪器有 SUNSCAN、AccuPAR 冠层分析仪等设备, 通过探测杆上的数

个光子通量传感器来测量、计算和分析植物冠层截获和穿透的光合有效辐射。通过观测冠层顶部下行 $L_{\text{can}} \downarrow$ (到达冠层顶的 PAR)、冠层顶部上行 $L_{\text{can}} \uparrow$ (冠层反射的 PAR)、冠层底部下行 $L_{\text{soil}} \downarrow$ (到达土壤的 PAR)、冠层底部上行 $L_{\text{soil}} \uparrow$ (土壤反射的 PAR) 计算得到冠层的光合有效辐射吸收比例, 如式 (1) — (3) 所示 (Li 等, 2015a):

$$L_{\text{can}} \downarrow = L_v + L_{\text{can}} \uparrow + L_s \quad (1)$$

$$L_s = L_{\text{soil}} \downarrow - L_{\text{soil}} \uparrow \quad (2)$$

$$\text{FPAR} = \frac{L_v}{L_{\text{can}} \downarrow} \quad (3)$$

式中, L_v 为植被吸收的 PAR; L_s 为土壤吸收的 PAR。然而这些设备均为手持仪器无法实现自动长时间序列观测, 现有自动观测站点多为冠层顶

端架设向上及向下的光量子通量传感器，分别观测下行 PAR (PAR ↓) 以及上行 PAR (PAR ↑)，仅能够得到冠层及土壤吸收的光合有效辐射 APAR (Absorbed Photosynthetically Active Radiation)，无法直接作为 FPAR 的地面验证数据。

表 2 地面观测 FPAR 数据集
Table 2 The dataset of measured FPAR

序号	观测区域	观测日期	观测仪器	观测参量	下垫面类型
1	怀来遥感综合试验站	2019 年 4—10 月	线阵光量子通量传感器	线阵光量子传感器,冠层上方(探头垂直向上和向下方向各一个)、冠层内(探头垂直向上和向下方向各一组)单位: $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$	玉米
2	大满超级站	2019 年 1—12 月	光量子通量传感器	冠层上方安装在 12 m(探头垂直向上和向下方向各一个)、冠层内安装在 0.3 m(探头垂直向上和向下方向各一个)单位: $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$	玉米
3	张掖湿地站	2019 年 1—12 月	光量子通量传感器	冠层上方安装在 6 m(探头垂直向上和向下方向各一个)、冠层内安装在 0.25 m(探头垂直向上和向下方向各一个)单位: $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$	芦苇湿地

本文选用的 3 个观测站数据是根据植被冠层分析仪器观测 FPAR 的原理，通过在冠层顶部及冠层底部架设光量子通量传感器，实现 FPAR 自动连续观测的目的。图 3—图 4 为河北怀来站 FPAR 地面观测数据日变化及生长期内变化曲线图。

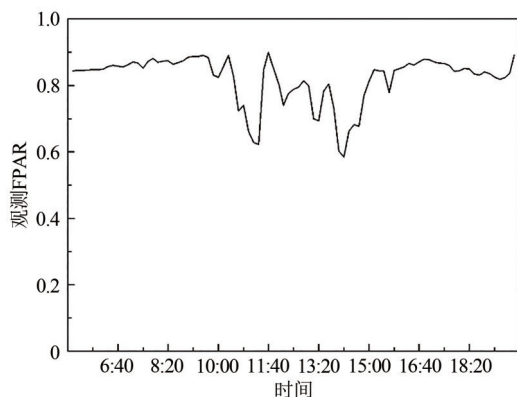


图 3 2019 年 8 月 8 日观测 FPAR 日变化
Fig. 3 Diurnal variation of measured FPAR on August 8, 2019

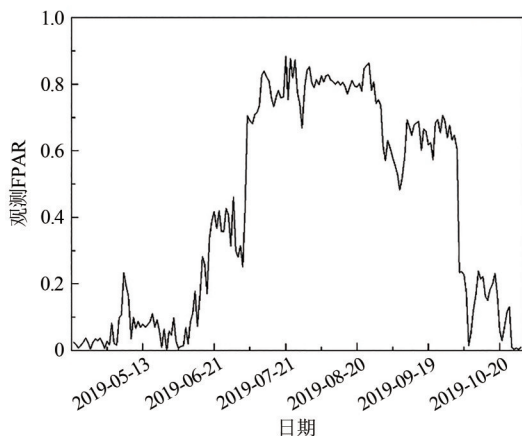


图 4 2019 年 4—10 月逐日 10:30 AM 观测 FPAR
Fig. 4 Measured FPAR at 10:30 AM from April to October 2019

3 反演算法及生产流程

3.1 反演方法

基于高分辨率遥感数据的光合有效辐射吸收比例反演，常常受到输入参数产品获取及产品精度的限制。为实现高分辨率光合有效辐射吸收比例产品的反演与生产，减小对输入参数产品的依赖，本文提出了一种基于辐射传输模型模拟数据深度学习的 FPAR 反演方法。

算法技术路线如图 5 所示。首先耦合 PROSPECT 模型及一维辐射传输模型 SAIL 模型，结合 GF-1 卫星各波段光谱响应函数，对植被冠层进行模拟，得到各波段对应的反射率及 FPAR，生成海量样本数据集。将样本数据集分为训练样本集与验证样本集。基于深度信念网络，采用有监督训练方法，将海量训练样本数据用于训练深度信念网络，得到太阳角度、观测角度、植被冠层反射率与 FPAR 的训练模型，用于高分辨率 FPAR 的反演。

3.2 基于 SAIL 模型的 FPAR 模拟

SAIL 模型是 Verhoef (1984) 在 SUI 模型基础上发展而来的最有代表性的辐射传输模型之一。Li 等 (2015b) 给出了基于 SAIL 模型模拟冠层 FPAR 的公式，并对农作物冠层直射与散射 FPAR 特性进行了研究。在模拟过程中选取野外实验观测的农作物叶片光谱反射率、透过率及背景土壤反射率数据作为输入，同时在输入参数设置中考虑了太阳天顶角、能见度、叶面积指数以及叶倾角分布的变化。

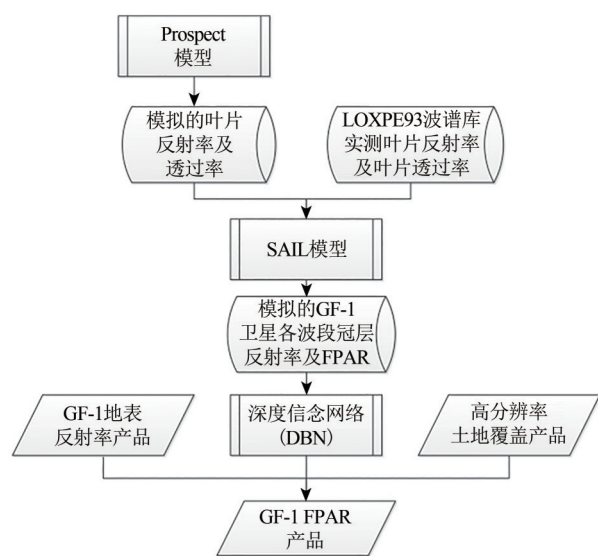


图5 FPAR反演技术路线图

Fig. 5 The flowchart of FPAR inversion

为构建冠层地表反射率与冠层FPAR之间的模型，考虑到太阳角度及观测角度的变化会引起卫星观测的地表反射率的变化，本文实现了多种太阳入射角度、观测角度、能见度、叶面积指数条件下地表反射率以及FPAR的模拟。同时，为了能够获得更具代表性、更全面广泛的样本，本文通过变化叶绿素含量、含水量及木质素含量等参数进行PROSPECT模型模拟得到不同条件下的叶片反射率和透过率，以及选取了由欧盟委员会联合研究中心提供的LOXPE93波谱库中玉米、大豆、苜蓿、鼠尾草等植被叶片光谱透过率和反射率数据作为输入。本文在模拟中设置了上述参量变化的范围及步长，如表3所示。

表3 SAIL模型及PROSPECT模拟参数设置列表

Table 3 SAIL and PROSPECT model simulation parameter setting list

参量名称	变化范围	步长
太阳天顶角/(°)	5—75	10
观测天顶角/(°)	0—90	5
相对方位角/(°)	0—180	10
能见度/km	5—30	15
LAI	0.5—7.0	1
叶倾角分布	喜平型、倾斜型、喜直型、球面型、 极端型、均匀型	
叶绿素含量/(μg/cm ²)	5、10、20、30、40、50	
叶片水分含量/(g/cm ²)	0.0015、0.003、0.005	
叶片干物质含量/(g/cm ²)	0.0005、0.0025、0.005	

3.3 冠层反射率波段积分

由于SAIL模型模拟得到的是窄波段反射率，需要结合输入的高分辨率遥感数据波段的光谱响应函数，对模拟的窄波段冠层反射率进行波段积分，得到GF-1卫星4个WFV相机B1—B4各波段相应的波段冠层反射率。积分公式如下所示(Steven等, 2003):

$$\rho = \frac{\int I(\lambda)R(\lambda)\varphi(\lambda)d\lambda}{\int I(\lambda)\varphi(\lambda)d\lambda} \quad (4)$$

式中， ρ 为模拟的卫星波段反射率； I 为入射太阳辐射； R 为模拟的冠层窄反射率； λ 为波长； φ 为传感器的光谱响应函数。

3.4 基于深度信念网络监督训练

深度信念网络DBN(Deep Belief Network)由Geoffrey Hinton在2006年提出。它是具有若干潜在变量的生成模型，通过若干个受限玻尔兹曼机RBM(Restricted Boltzmann Machine)的顺序堆叠来构造。首先对RBM进行逐层无监督预训练，再用反向传播算法对整个网络进行有监督的调优。在图像处理、模式识别、系统建模和预测等领域得到了广泛应用。

本文进行深度信念网络训练时，训练矩阵为16层网络结构，每层128个神经元，训练次数为500次。构建的深度信念网络示意图如图6所示， h_{ij} 表示第 i 层第 j 个神经元。

4 结果验证与分析

4.1 深度学习精度

为验证深度学习的训练精度，在训练过程中将SAIL模型模拟的样本数据集中99%作为训练样本，1%作为验证样本，并对验证样本的训练结果与模拟结果进行对比，如图7所示，RMSE为0.014， R^2 为0.9973。深度学习的训练精度能够满足FPAR反演的要求。

4.2 基于地面实测数据的FPAR遥感反演产品验证分析

利用下垫面为玉米的中国科学院怀来遥感综合试验站及大满超级站观测数据对GF-1 16 m分辨率FPAR产品进行直接验证。图8验证结果表明：在验证区域内GF-1 16 m FPAR反演结果与地面观

测数据均方根误差 RMSE 为 0.15, R^2 为 0.89, BIAS 为 -0.05。

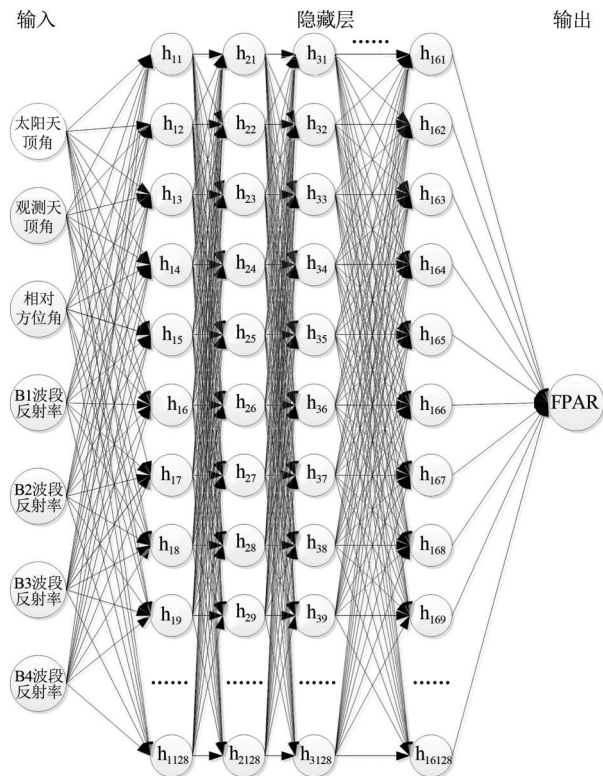


图6 神经网络示意图

Fig. 6 Neural network diagram

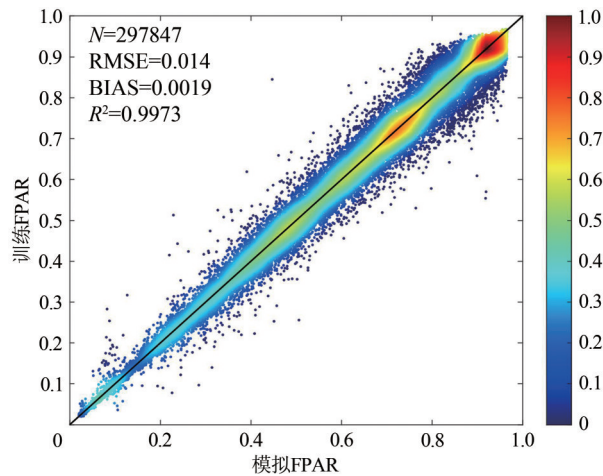


图7 验证样本的训练结果与模拟结果散点图

Fig. 7 The scatter plot of training results and simulation results of the validation samples

利用下垫面为芦苇湿地的张掖湿地站观测数据对 GF-1 16 m 分辨率 FPAR 产品进行直接验证。图9验证结果表明：在验证区域内 GF-1 16 m FPAR 反演结果与地面观测数据均方根误差 RMSE 为 0.17, R^2 为 0.9257, BIAS 为 -0.12。

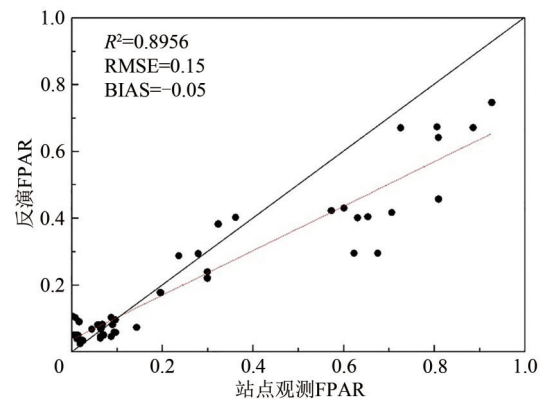


图8 GF-1 16 m FPAR 产品与地面观测数据散点图(作物)

Fig. 8 The scatter plots of the FPAR comparison of GF-1 16 m product and the field measurements (cropland)

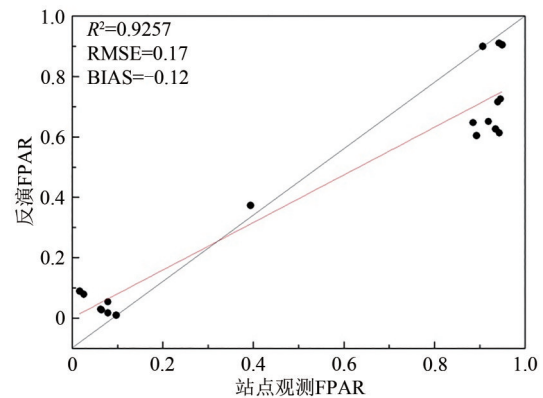


图9 GF-1 16 m FPAR 产品与地面观测数据散点图(草地)

Fig. 9 The scatter plots of the FPAR comparison of GF-1 16 m product and the field measurements (grassland)

从与地面观测数据的对比验证，能够看出，反演结果与观测数据有着较高的相关性， R^2 在 0.89 以上。反演 FPAR 在低值区域与观测 FPAR 吻合得较好，在高值区域要普遍低于观测 FPAR。在反演过程中辐射传输模型模拟、模拟数据代表性、高分数据预处理（定标、几何配准、大气校正）等过程均会产生一定的误差传递。

因哨兵 2 号卫星波段设置与 GF-1 卫星波段设置相近，本文对比分析了怀来地区哨兵 2 号地表反射率数据和 GF-1 地表反射率数据，计算了两种地表反射率数据蓝、绿、红及近红外波段的相对偏差（样本个数为 216068）。结果显示，与哨兵 2 号相比 GF-1 近红外波段、红波段、绿波段和蓝波段的相对偏差分别为 3.59%、5.33%、7.59% 和 11.74%，存在偏低的现象，会导致反演的 FPAR 偏低。此外下垫面为作物的验证精度要高于下垫面为草地的验证精度。这与观测数据的获取也有一定的关系。

怀来试验站的数据采用的是可升降式线阵光量子传感器，布设在冠层底部的传感器是一个由多个光量子传感器组成的长杆，而黑河两个站点的冠层底部向上和向下的传感器也仅是各一个光量子传感器，这就使得进入传感器的冠层底部上行和下行光合有效辐射具有一定的随机性，较线阵传感器代表性要差一些，这就给地面观测数据造成了一定的误差。

此外，张掖湿地站下垫面为芦苇，冠层下常年存水，夏季多于冬季。本算法模拟时输入了不同土壤含水量的土壤反射率光谱数据，但尚未考虑下垫面为水体的情况。为分析背景分别为土壤和水体的差异，利用SAIL模型对土壤和水体背景的冠层反射率及冠层FPAR进行模拟，冠层LAI分别设置为1、3、7。输入的水体反射率及土壤反射率如图10所示，模拟的冠层反射率如图11所示，模拟的冠层FPAR如图12所示。

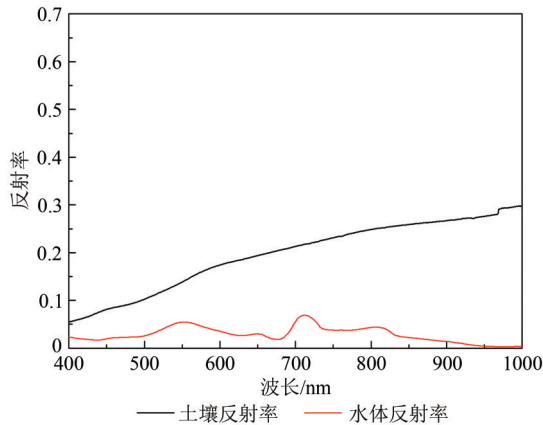


图10 模拟选用的土壤反射率及水体反射率
Fig. 10 Soil and water reflectance for simulation

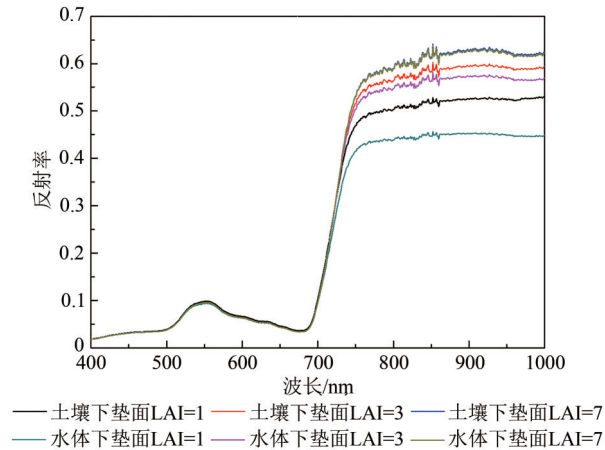


图11 土壤和水体下垫面芦苇冠层反射率
Fig. 11 Canopy reflectance with underlying surface of soil and water

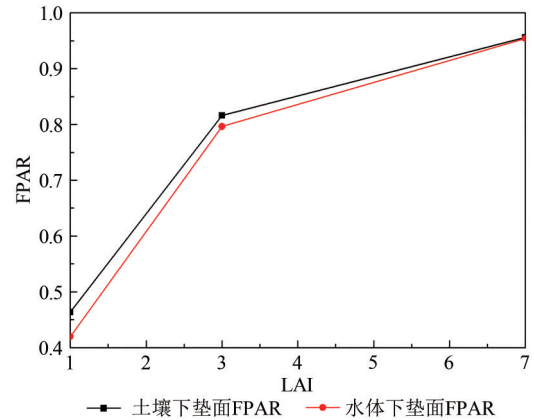


图12 土壤和水体下垫面的芦苇冠层FPAR
Fig. 12 Canopy FPAR with underlying surface of soil and water

不同背景的芦苇冠层反射率及FPAR的偏差如表4所示，冠层反射率及FPAR的偏差随LAI的增大而减小，FPAR最大偏差可达9.52%。由此可见，稀疏植被冠层需要考虑不同背景的差异。在后续的研究中，本算法将考虑引入适用于挺水植物冠层的模型进行模拟。

表4 下垫面为水体和下垫面为土壤时的芦苇冠层反射率及FPAR随LAI变化的偏差

参量	偏差/%		
	LAI=1	LAI=3	LAI=7
冠层反射率(400—700 nm)	4.48	0.12	0
冠层反射率(701—1000 nm)	12.9	3.08	0.32
FPAR	9.52	2.42	0.22

4.3 产品生产

采用高分一号卫星光合有效辐射吸收比例反演算法，进行全国FPAR产品生产。产品输入为GF-1卫星WFV1-4传感器地表反射率产品、土地覆盖分类产品，产品输出为光合有效辐射吸收比例；产品空间分辨率为16 m，时间分辨率为10天。图13为最大值合成后的2019年4个季度，每季度一幅的全国光合有效辐射吸收比例产品图（审图号：GS京（2023）0652号）。由产品图可以看出FPAR较高的区域主要分布在中国的东北、华北、中南、西南、华南等区域。时间序列年际变化结合植被生长季及农作物物候期呈现春、夏季高，秋、冬季低的特点。西南地区受云雨天气的影响，

数据存在缺失的情况；东北地区东部的缺失是由于系统几何校正时底图缺失造成的；西藏西部的缺失是由于土地覆盖分类数据缺失造成的。

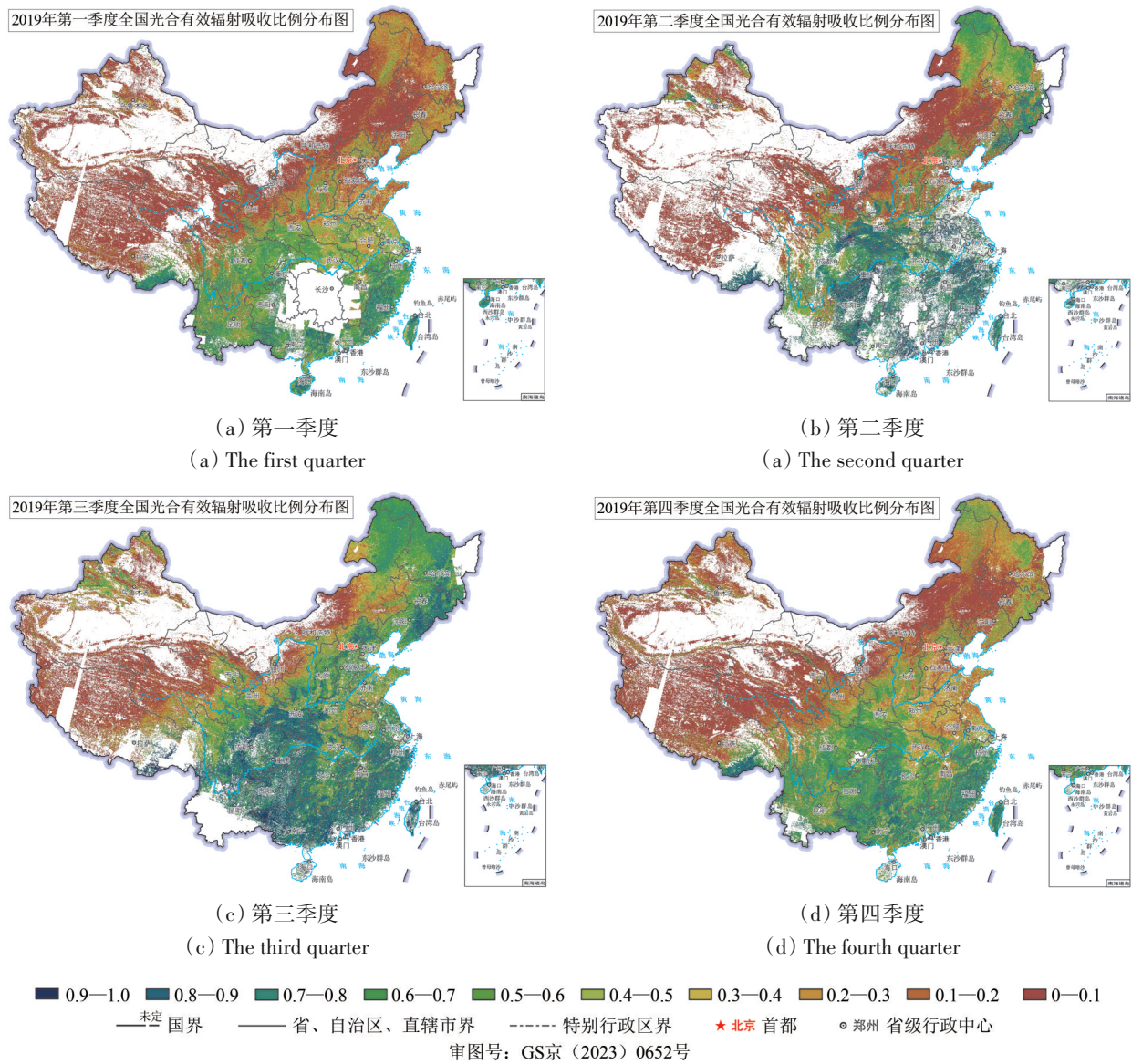


图 13 全国 FPAR 产品季度合成产品图
Fig. 13 The quarterly FPAR product of China

产品基于 GF-1 卫星数据反演，空间分辨率提高至 16 m，与目前主流的 MODIS 500 m 光合有效辐射吸收比例产品对比如图 14 所示。中国科学院怀来遥感综合试验站区域主要地物类型为农作物和草地，可以看出两种产品一致性较好，GF-1 产品能够更好地捕捉地物变化特征，为应用提供高空间分辨率、高时间分辨率的产品。图 15 为 2019 年河北怀来站地面观测 FPAR、本文基于 GF-1 卫

星的 FPAR 产品及 MODIS FPAR 产品的时间序列曲线。能够看出，两种产品与地面观测数据总体趋势大致吻合，高分 FPAR 产品在 1—6 月的植被生长初期与地面观测数据吻合较好，MODIS FPAR 产品反演值则偏高；但在 7—9 月，高分 FPAR 产品与 MODIS FPAR 产品较地面观测值均有偏低的现象。基于 GF-1 卫星数据的 FPAR 产品在输入数据及算法等方面还有待进一步改进和提高。

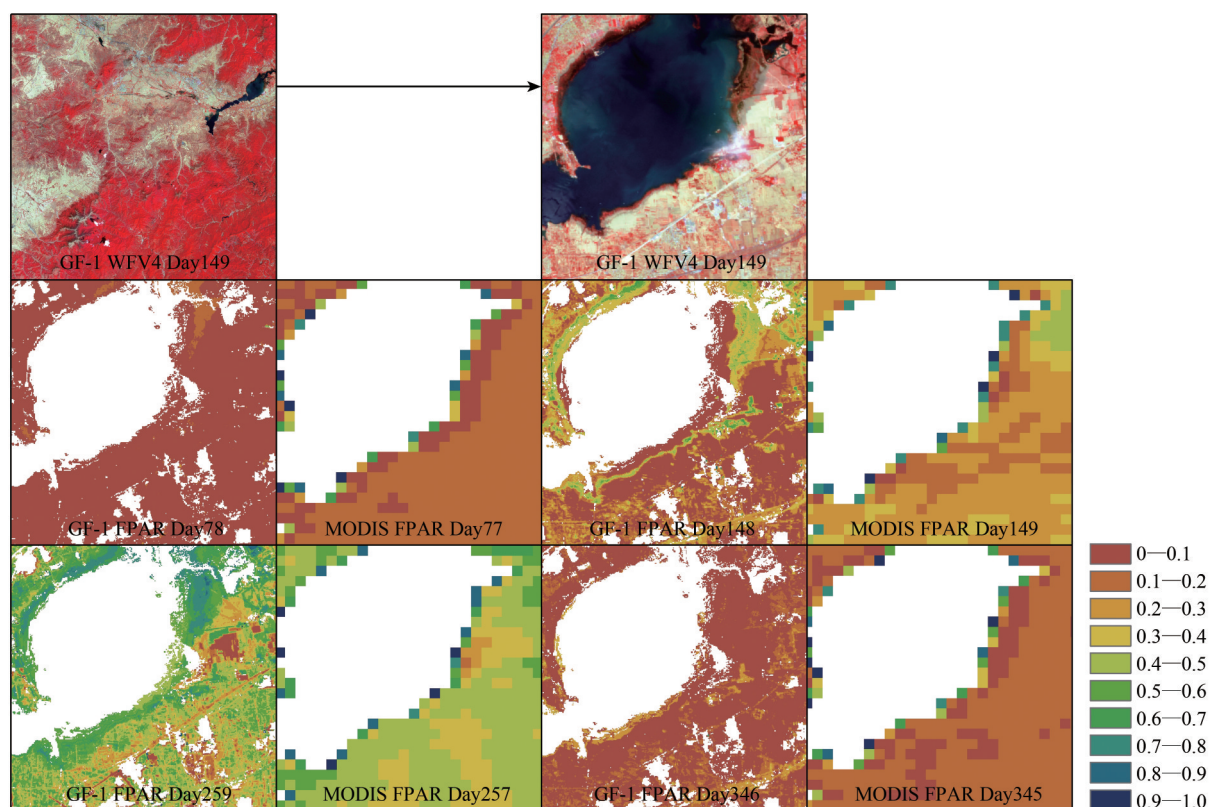


图 14 河北怀来试验站区域 GF-1 16 m FPAR 产品与 MODIS 500 m FPAR 产品对比

Fig. 14 Comparison between GF-1 16 m FPAR product and MODIS 500 m FPAR product in Huailai

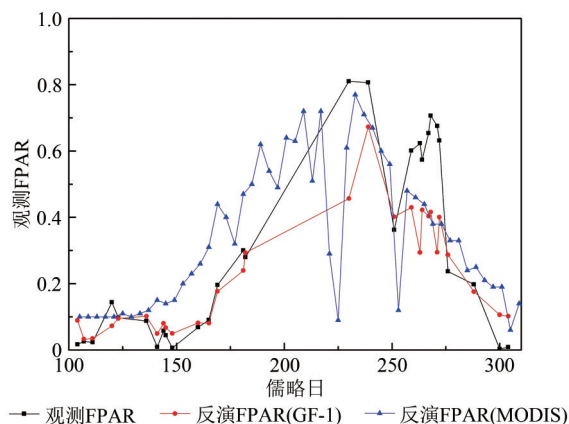


图 15 河北怀来试验站 FPAR 时间序列曲线

Fig. 15 The FPAR time series of the product and field measurements in Huailai

5 结 论

本文首先利用 SAIL 模型模拟多种太阳入射角度、观测角度、大气条件下的植被冠层光合有效辐射吸收比例及冠层反射率, 形成海量输入—输出模拟数据集。再通过深度信念网络对数据集进行训练, 得到高分一号卫星光合有效辐射吸收比例遥感反演模型。最后利用河北怀来试验站及黑河流域地表过程综合观测网 FPAR 地面站点连续观

测数据对玉米作物、芦苇草地等下垫面反演的 FPAR 进行对比验证, RMSE 分别为 0.15 和 0.17。方法以辐射传输模型模拟的多维大气及地表输入—植被冠层输出作为深度学习的训练样本库, 弥补了训练样本数量不足及观测数据不全带来的深度学习训练过程中的误差, 从而使得模型兼具机理性和高效性。同时, 反演的输入为具有太阳角度、观测角度信息的地表反射率产品, 降低了输入参数获取的难度, 减少输入参数误差传递的影响, 有利于实现产品的业务化生产。在算法的改进中还要考虑模拟模型的代表性及地形等因素对反演结果的影响, 逐步提高算法精度。本文基于高分一号卫星数据生产的 16 m/10 天全国 FPAR 产品能够体现植被生长季及农作物物候期信息, FPAR 产品时空分辨率显著提高。但受云雨天气影响, 数据存在缺失, 未来将通过多传感器协同方法提高产品时间序列连续性。

志 谢 本文地面验证数据来源于中国科学院怀来遥感综合试验站及“国家青藏高原科学数据中心”(http://data.tpdc.ac.cn), 在此表示感谢!

参考文献(References)

- Baret F, Hagolle O, Geiger B, Bicheron P, Miras B, Huc M, Berthelot B, Niño F, Weiss M, Samain O, Roujean J L and Leroy M. 2007. LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1: principles of the algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 110(3): 275-286 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.02.018]
- Chen J M. 1996. Canopy architecture and remote sensing of the fraction of photosynthetically active radiation absorbed by boreal conifer forests. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(6): 1353-1368 [DOI: 10.1109/36.544559]
- Chen L F, Gao Y H, Li L, Liu Q H and Gu X F. 2008. Forest NPP estimation based on MODIS data under cloudless condition. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 51(3): 331-338 [DOI: 10.1007/s11430-008-0013-8]
- Dawson T P, North P R J, Plummer S E and Curran P J. 2003. Forest ecosystem chlorophyll content: implications for remotely sensed estimates of net primary productivity. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3): 611-617 [DOI: 10.1080/01431160304984]
- Fan W J, Liu Y, Xu X R, Chen G X and Zhang B T. 2014. A new FAPAR analytical model based on the law of energy conservation: a case study in China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(9): 3945-3955 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2325673]
- Gobron N, Pinty B, Mélin F, Taberner M, Verstraete M M, Robustelli M and Widlowski J L. 2007. Evaluation of the MERIS/ENVISAT FAPAR product. *Advances in Space Research*, 39(1): 105-115 [DOI: 10.1016/j.asr.2006.02.048]
- Goward S N and Huemmrich K F. 1992. Vegetation canopy PAR absorptance and the normalized difference vegetation index: an assessment using the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 39(2): 119-140 [DOI: 10.1016/0034-4257(92)90131-3]
- Huete A R, Liu H Q, Batchily K and van Leeuwen W. 1997. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 59(3): 440-451 [DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00112-5]
- Knyazikhin Y, Martonchik J V, Myneni R B, Diner D J and Running S W. 1998. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 103(D24): 32257-32275 [DOI: 10.1029/98JD02462]
- Li L, Du Y M, Tang Y, Xin X Z, Zhang H L, Wen J G and Liu Q H. 2015a. A new algorithm of the FPAR product in the Heihe river basin considering the contributions of direct and diffuse solar radiation separately. *Remote Sensing*, 7(5): 6414-6432 [DOI: 10.3390/rs70506414]
- Li L, Fan W J, Du Y M, Tang Y, Xin X Z, Zhang H L and Liu Q H. 2015b. A characteristic study of crop canopy direct and diffuse fraction of absorbed photosynthetically active radiation based on SAIL model simulation. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 51(1): 99-108 (李丽, 范闻捷, 杜永明, 唐勇, 辛晓洲, 张海龙, 柳钦火. 2015. 基于SAIL模型模拟的农作物冠层直射与散射光合有效辐射吸收比例特性研究. 北京大学学报(自然科学版), 51(1): 99-108) [DOI: 10.13209/j.0479-8023.2014.145]
- Li W J and Fang H L. 2015. Estimation of direct, diffuse, and total FPARs from Landsat surface reflectance data and ground-based estimates over six FLUXNET sites. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 120(1): 96-112 [DOI: 10.1002/2014JG002754]
- Li W J, Fang H L, Wei S S, Weiss M and Baret F. 2021. Critical analysis of methods to estimate the fraction of absorbed or intercepted photosynthetically active radiation from ground measurements: application to rice crops. *Agricultural and Forest Meteorology*, 297: 108273 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2020.108273]
- Liu L Y, Zhang X, Xie S, Liu X J, Song B W, Chen S Y and Peng D L. 2019. Global white-sky and black-sky FAPAR retrieval using the energy balance residual method: algorithm and validation. *Remote Sensing*, 11(9): 1004 [DOI: 10.3390/rs11091004]
- Liu Q H, Wen J G, Zhou X, Zhao J, Li Z Y, Li X, Ma M G, Wang W Z, Liao X H, Liu S M, Fan W J, Xiao Q, Zhong B, Li J, Xin X Z, Li L, Jia L, Gao Z H, Jin J D, Liang S, Xin J, Liao C J and Wu Y R. 2023. Technique system of remote sensing product generation and validation of GF common products. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(3): 544-562 (柳钦火, 闻建光, 周翔, 赵坚, 李增元, 李新, 马明国, 王维真, 廖小罕, 刘绍民, 范闻捷, 肖青, 仲波, 李静, 辛晓洲, 李丽, 贾立, 高志海, 金家栋, 梁师, 邢进, 廖楚江, 吴一戎. 2023. 高分遥感共性产品生成和真实性检验技术体系. 遥感学报, 27(3): 544-562) [DOI: 10.11834/jrs.20235022]
- Liu S M, Li X, Xu Z W, Che T, Xiao Q, Ma M G, Liu Q H, Jin R, Guo J W, Wang L X, Wang W Z, Qi Y, Li H Y, Xu T R, Ran Y H, Hu X L, Shi S J, Zhu Z L, Tan J L, Zhang Y and Ren Z G. 2018. The Heihe integrated observatory network: a basin-scale land surface processes observatory in China. *Vadose Zone Journal*, 17(1): 180072 [DOI: 10.2136/vzj2018.04.0072]
- Liu S M, Xu Z W, Wang W Z, Jia Z Z, Zhu M J, Bai J and Wang J M. 2011. A comparison of eddy-covariance and large aperture scintillometer measurements with respect to the energy balance closure problem. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(4): 1291-1306 [DOI: 10.5194/hess-15-1291-2011]
- Lu C L, Wang R and Yin H. 2014. GF-1 satellite remote sensing characters. *Spacecraft Recovery and Remote Sensing*, 35(4): 67-73 (陆春玲, 王瑞, 尹欢. 2014. “高分一号”卫星遥感成像特性. 航天返回与遥感, 35(4): 67-73) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-8518.2014.04.009]
- Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, Privette J L, Glassy J, Tian Y, Wang Y, Song X, Zhang Y, Smith G R, Lotsch A, Friedl M, Morissette J T, Votava P, Nemani R R and Running S W. 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 214-231 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00074-3]
- Pinty B, Lavergne T, Widlowski J L, Gobron N and Verstraete M M. 2009. On the need to observe vegetation canopies in the near-infrared to estimate visible light absorption. *Remote Sensing of Environment*, 113(1): 10-23 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.08.017]
- Rahman M M, Lamb D W and Stanley J N. 2015. The impact of solar illumination angle when using active optical sensing of NDVI to infer FAPAR in a pasture canopy. *Agricultural and Forest Meteorology*, 202: 39-43 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2014.12.001]
- Roujean J L and Breon F M. 1995. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sensing of Environment*, 51(3): 375-384 [DOI: 10.1016/0034-4257(94)00114-3]
- Sellers P J. 1985. Canopy reflectance, photosynthesis and transpiration. *International Journal of Remote Sensing*, 6(8): 1335-1372 [DOI: 10.1080/01431168508948283]
- Sellers P J, Tucker C J, Collatz G J, Los S O, Justice C O, Dazlich D A

- and Randall D A. 1994. A global $1^\circ \times 1^\circ$ NDVI data set for climate studies. Part 2: the generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from the NDVI. *International Journal of Remote Sensing*, 15(17): 3519-3545 [DOI: 10.1080/01431169408954343]
- Steven M D, Malthus T J, Baret F, Xu H and Chopping M J. 2003. Inter-calibration of vegetation indices from different sensor systems. *Remote Sensing of Environment*, 88(4): 412-422 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.08.010]
- Tao X, Liang S L and He T. 2013. Estimation of fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation from multiple satellite data// *Proceedings of 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Melbourne: IEEE: 3072-3075 [DOI: 10.1109/IGARSS.2013.6723475]
- Tian D F, Fan W J and Ren H Z. 2020. Progress of fraction of absorbed photosynthetically active radiation retrieval from remote sensing data. *Journal of Remote Sensing*, 24(11): 1307-1324 (田定方, 范闻捷, 任华忠. 2020. 植被光合有效辐射吸收比率遥感研究进展. *遥感学报*, 24(11): 1307-1324) [DOI: 10.11834/jrs.20208498]
- Tian Y, Dickinson R E, Zhou L, Zeng X, Dai Y, Myneni R B, Knyazikhin Y, Zhang X, Friedl M, Yu H, Wu W and Shaikh M. 2004. Comparison of seasonal and spatial variations of leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) and Common Land Model. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 109(D1): D01103 [DOI: 10.1029/2003JD003777]
- Verhoef W. 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16(2): 125-141 [DOI: 10.1016/0034-4257(84)90057-9]
- Xiao Z Q, Liang S L, Sun R, Wang J D and Jiang B. 2015. Estimating the fraction of absorbed photosynthetically active radiation from the MODIS data based GLASS leaf area index product. *Remote Sensing of Environment*, 171: 105-117 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.016]

Fraction of absorbed photosynthetically active radiation inversion algorithm of GF-1 data combining radiative transfer model simulation and deep learning

LI Li¹, XIN Xiaozhou¹, TANG Yong¹, BAI Junhua¹, DU Yongming¹, SUN Lin², WEN Jianguang^{1,3}, ZHONG Bo¹, WU Shanlong¹, ZHANG Hailong¹, YU Shanshan¹, LIU Qinhuo^{1,3}

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
2. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
3. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract: The Fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation (FPAR) is one of the key parameters in the light use efficiency model of the carbon cycle. High-spatiotemporal-resolution data have been provided for the inversion of quantitative remote sensing products since the launch of GF satellites. The FPAR products derived from GF satellite data provide precise and accurate input parameters for the analysis and evaluation of the ecosystem's carbon cycle. In this study, a deep learning algorithm was developed to retrieve FPAR over China based on the simulated data of the radiative transfer model. The inputs are surface reflectance, cloud detection, and land cover products of GF-1 satellite data, whereas the output is FPAR. The FPAR product has a spatial resolution of 16 m and a temporal resolution of 10 days. This method uses the SAIL model to simulate output canopy FPAR and reflectance under various input variables, such as solar and observing angles and atmospheric conditions. The FPAR inversion model of GF-1 satellite data was obtained using a deep belief network. The long-term crop and grassland FPAR observation data in Huailai and Heihe were used to compare and validate the FPAR products, with a root mean square error of 0.15 and 0.17, respectively. The inversed FPAR is in good agreement with the measured FPAR in the low values, but lower than the measured FPAR in the high values. The radiative transfer model, the representativeness of the simulated data, and the preprocessing (calibration and geometric and atmospheric correction) of the GF-1 satellite data inevitably introduce some biases in the inversion process. This method uses the multidimensional atmospheric and surface variables as the input and the simulated vegetation canopy by the radiative transfer model parameters as the output. The simulated dataset, used as the training samples for deep learning, makes up for the errors in the deep learning training process caused by the insufficient number of training samples and incomplete observation data. The input of the inversion is only the surface reflectance product with the information of the sun angle and the observation angle. It lessens the difficulty of obtaining input parameters, reduces the influence of the error transmission of the input parameters, and is conducive to the realization of the commercial production of the product. The high FPAR is mainly distributed in the northeast, north, central, east, southwest, and south parts of China. The interannual variation of the FPAR time series, combined with the vegetation growing cycle and phenology, is high in spring and summer and low in autumn and winter.

Key words: quantitative remote sensing inversion, GF-1, FPAR, SAIL model, deep learning

Supported by Aerospace Information Research Institute of Chinese Academy of Sciences (No. E0Z202010F); China High-resolution Earth Observation System (No. 21-Y20B02-9003-19/22, 21-Y20B01-9001-19/22); National Natural Science Foundation of China (No. 41771394)