

DOI: 10.20103/j.stxb.202403260625

何邦科, 朱文泉, 史培军, 张慧, 刘若杨, 杨欣怡, 赵涔良. 复杂地形区植被覆盖度遥感精细估算方法——以青藏高原山地区为例. 生态学报, 2024, 44(20): 9039-9052.

He B K, Zhu W Q, Shi P J, Zhang H, Liu R Y, Yang X Y, Zhao C L. A fine-scale remote sensing estimation method for fractional vegetation cover in complex terrain areas: a case study in the Qinghai-Tibet Plateau mountainous regions. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44(20): 9039-9052.

## 复杂地形区植被覆盖度遥感精细估算方法

### ——以青藏高原山地区为例

何邦科<sup>1,2,4</sup>, 朱文泉<sup>1,2,4,\*</sup>, 史培军<sup>3,4</sup>, 张慧<sup>1,2,4</sup>, 刘若杨<sup>1,2,4</sup>, 杨欣怡<sup>1,2,4</sup>, 赵涔良<sup>1,2,4</sup>

1 北京师范大学 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875

2 北京师范大学地理科学学部 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心, 北京 100875

3 北京师范大学应急管理部 教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875

4 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875

**摘要:** 植被覆盖度 (FVC) 是刻画地表植被覆盖的重要参数, 是生态监测的重要指标。遥感已成为区域尺度 FVC 估算的主要技术手段, 但受限于地形所导致的太阳辐射变化及遥感像元内部较强的异质性和复杂性, 复杂地形区的 FVC 遥感估算精度仍有很大提升空间。研究利用随机森林回归模型, 发展了一种综合遥感地表反射率、地形特征和观测几何信息的复杂地形区 FVC 遥感精细估算方法 (SRTVG)。选择青藏高原祁连山区、黄河源区和横断山区为测试区, 利用 Sentinel-2 影像对新方法进行了应用, 并利用基于无人机影像获取的 FVC 数据和现有 FVC 遥感产品对新方法进行了评估。加入地形特征与观测几何信息后, 新方法估算 FVC 的  $R^2$  为 0.89, 均方根误差 (RMSE) 为 0.13; 相较于未加入地形特征与观测几何信息, 新方法估算 FVC 的 RMSE 降低了 19.26%—28.02%; 相较于已有的 MultiVI FVC 产品和 GEOV3 FVC 产品, 新方法估算 FVC 的 RMSE 分别降低了 40.91% 和 16.67%。新发展的 SRTVG 方法提高了复杂地形区的植被覆盖度遥感估算精度, 丰富了植被覆盖度遥感估算的技术方法体系。  
**关键词:** 植被覆盖度; 复杂地形区; 地形效应; 光学遥感; 遥感估算

## A fine-scale remote sensing estimation method for fractional vegetation cover in complex terrain areas: a case study in the Qinghai-Tibet Plateau mountainous regions

HE Bangke<sup>1,2,4</sup>, ZHU Wenquan<sup>1,2,4,\*</sup>, SHI Peijun<sup>3,4</sup>, ZHANG Hui<sup>1,2,4</sup>, LIU Ruoyang<sup>1,2,4</sup>, YANG Xinyi<sup>1,2,4</sup>, ZHAO Cenliang<sup>1,2,4</sup>

1 State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

2 Beijing Engineering Research Center for Global Land Remote Sensing Products, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

3 Academy of Disaster Reduction and Emergency Management, Ministry of Emergency Management & Ministry of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

4 Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

**Abstract:** Fractional Vegetation Cover (FVC) is an important parameter for the depiction of surface vegetation coverage and the monitoring of ecological conditions. Remote sensing has become the primary technique for regional FVC estimation. However, the accuracy of FVC estimation is greatly limited due to the variations in solar radiation caused by terrain and the

基金项目: 第二次青藏高原综合科学考察研究项目 (2019QZKK0606); 国家自然科学基金重大项目 (42192580, 42192581)

收稿日期: 2024-03-26; 网络出版日期: 2024-07-26

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: zhuwq75@bnu.edu.cn

strong heterogeneity and complexity within remote sensing pixels. This study utilized the random forest regression model to develop a fine-scale FVC estimation method for complex terrain areas by integrating surface reflectance, terrain features and view geometry (SRTVG). The Qilian Mountains region, Yellow River Source region, and Hengduan Mountains region on the Qinghai-Tibet Plateau were selected as the test areas. SRTVG was applied using Sentinel-2 imagery, and evaluated using FVC data obtained from UAV images and existing FVC remote sensing products. After incorporating terrain features and view geometry information, the new method achieved an  $R^2$  of 0.89 and a Root Mean Square Error (RMSE) of 0.13. Compared to methods not incorporating terrain features and view geometry information, the new method has reduced the RMSE of FVC estimation by 19.26%—28.02%. Compared to the existing MultiVI FVC and GEOV3 FVC products, the new method has reduced the RMSE by 40.91% and 16.67%, respectively. The newly developed SRTVG method can improve the accuracy of FVC remote sensing estimation in complex terrain areas, and enrich the technical methods for remote sensing estimation of FVC.

**Key Words:** fractional vegetation cover; complex terrain areas; terrain effects; optical remote sensing; remote sensing estimation

植被覆盖度(Fractional Vegetation Cover, FVC)通常被定义为绿色植被冠层在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比<sup>[1]</sup>,是指示生态环境变化和刻画地表植被覆盖的一个重要参数。FVC是生态监测的重要指标,其在生态环境评估、土壤侵蚀风险评估和干旱监测等方面均有着广泛应用<sup>[2-4]</sup>,同时也是许多陆表模型(如天气预测模型、水文模型、区域和全球气候模型)中的重要参数<sup>[5-7]</sup>。

遥感由于其大范围的数据获取和连续观测能力,已成为区域尺度FVC估算的重要途径,但在复杂地形区的FVC估算精度则极为有限。这一方面是因为遥感地表反射率数据受地形影响较大<sup>[8-9]</sup>,而且地形的影响随着遥感影像空间分辨率的提高而逐渐增强<sup>[10]</sup>。地形起伏会改变地物接收到的太阳辐射,同时也会引起观测几何的改变,这导致在遥感影像中,同一地物在不同的坡度和坡向具有不同的反射率值,通常在阳坡上具有较高的反射率值,而在阴坡上反射率值较低。另一方面,山地区的植被随山体海拔而发生变化,即植被的山体垂直地带性分布<sup>[11]</sup>,当遥感传感器从天顶方向对地观测时,二维平面的遥感像元包含了立体山体上分布的多种植被类型信息,从而导致遥感像元内部具有较强的异质性和复杂性。因此,若要提高复杂地形区的植被FVC遥感估算精度,必须充分考虑地形所导致的太阳辐射变化及遥感像元内部较强的异质性和复杂性。

为了克服复杂地形区地形所导致的太阳辐射变化影响,目前已经发展了一系列的地形校正方法来消除反射率数据的地形效应,主要包括3类<sup>[12]</sup>:(1)经验统计模型,如Teillet-回归<sup>[13]</sup>;(2)物理模型,如余弦校正模型<sup>[13]</sup>、太阳-冠层-传感器(Sun-Canopy-Sensor, SCS)校正模型<sup>[14]</sup>;(3)半经验模型,如C校正模型<sup>[13]</sup>和SCS+C校正模型<sup>[15]</sup>。经验统计模型在地表覆盖类型复杂的区域普适性较差<sup>[15]</sup>。物理模型中的余弦校正模型在浓密植被覆盖区域校正效果较差<sup>[9]</sup>,尽管SCS校正模型提升了在浓密植被覆盖区域的校正效果,但是在局部太阳天顶角较大时候,存在着明显的过校正问题<sup>[9]</sup>。半经验模型在物理模型的基础上引入了经验性的调节系数C,能够部分改善过校正问题。但是经验系数C需要根据场景确定,单一场景确定的经验系数在大场景的地形校正中也会存在一定程度的过校正问题,尤其是在地形、植被或光照条件与原始场景显著不同的区域<sup>[9,12]</sup>。可见,在地形效应和地表异质性明显的山区,现有地形校正方法不仅难以消除遥感数据的地形效应,反而容易因为过校正造成新的误差,从而增加FVC估算的不确定性。因此,将地形校正结果作为FVC估算的输入数据这一思路可能不太可行,需考虑其它思路来消除或减弱地形效应对FVC估算的影响,如直接融入地形因子和观测几何信息。

现有的FVC遥感估算方法主要包括经验回归法、混合像元分解法和机器学习法<sup>[16]</sup>。经验回归法建立采样点的地表实测FVC与遥感植被指数的经验关系,从而估算整个研究区的FVC<sup>[2,17]</sup>。经验回归法实施简单,在局部区域内估算精度较高,只适用于特定区域与特定植被类型。混合像元分解法假设像元由一个或者多个端元组成,并且各端元对传感器所观测到的信息均有贡献<sup>[18]</sup>。像元二分模型是混合像元分解法中最简单的模型,其假设像元仅有植被和土壤两部分组成,像元信号也仅由这2个组分线性组成<sup>[19-20]</sup>。在像元二分法

中,植被端元和土壤端元的 NDVI 值是最重要的模型参数,直接决定了 FVC 的估算精度<sup>[21]</sup>。现有研究通常通过分析研究区 NDVI 影像的累积直方图,将达到 5% 和 95% 累积频率对应的 NDVI 值分别确定为土壤和植被端元的 NDVI 值<sup>[22-23]</sup>。机器学习法通过对样本数据集进行学习,可以直接建立遥感地表反射率数据与 FVC 的定量关系,进而实现 FVC 的准确估算<sup>[2,24]</sup>。经验回归法和像元二分模型主要适用于特定植被类型的 FVC 估算,在植被类型复杂的区域内估算精度不高。机器学习法主要利用遥感反射率数据来估算 FVC,但是复杂地形引起的太阳辐射变化会造成遥感反射率的地形效应,从而增加 FVC 估算的误差。其中,地形特征(如高程、坡度和坡向)和观测几何信息(如太阳高度角和太阳方位角)是影响复杂地形区地物太阳辐射接受量的关键因素。尽管存在这些挑战,机器学习法凭借其强大的学习能力和泛化能力,在复杂地形区的 FVC 估算中仍然具有较大的应用潜力。

为了提高复杂地形区的 FVC 遥感估算精度,本研究聚焦于机器学习方法,通过融入地形特征和观测几何信息,发展一种综合地表反射率、地形特征和观测几何信息的复杂地形区 FVC 遥感精细估算方法(A Fine-scale FVC Estimation Method for Complex Terrain Area by Integrating Surface Reflectance, Terrain Features, and View Geometry, SRTVG)。SRTVG 方法旨在减弱地形引起的辐射差异,从而提升 FVC 估算精度。本研究以青藏高原祁连山区、黄河源区和横断山区为测试区,利用 Sentinel-2 影像对新方法进行应用,以评估新方法的估算精度和应用能力。

## 1 研究区和数据

### 1.1 研究区概况

选择青藏高原祁连山区、黄河源区和横断山区为研究区,用以构建和测试新发展的 SRTVG 方法。这三个区域地形起伏大(图 1),并且植被类型具有明显的山体垂直地带性分布特征(表 1)。

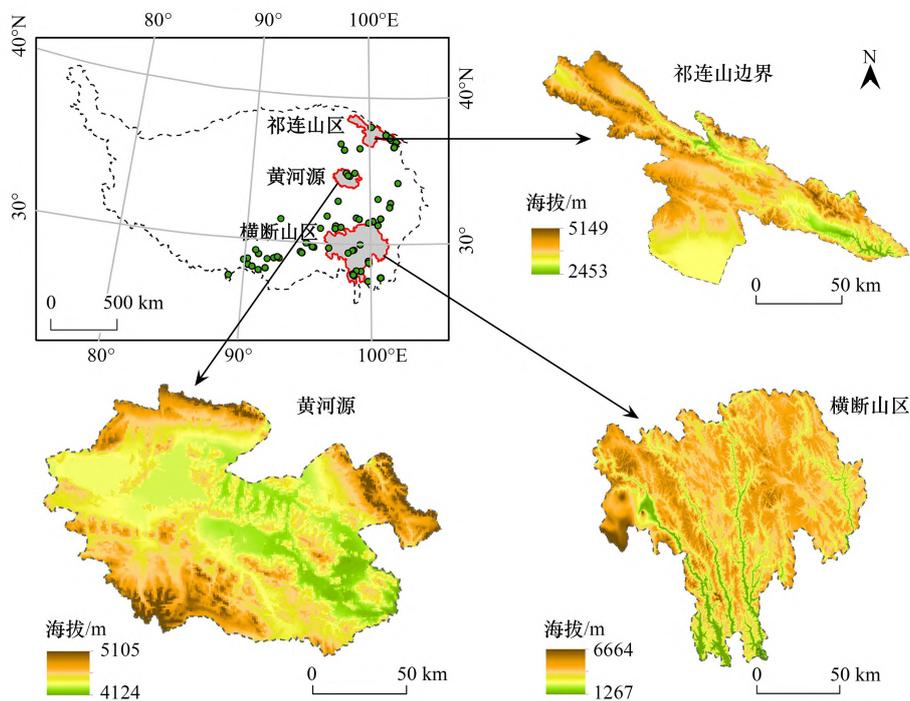


图 1 研究区位置示意图

Fig.1 Schematic diagram of the study area location

绿色圆点代表无人机影像的分布位置

## 1.2 数据

### 1.2.1 无人机可见光影像及预处理

获取了 2019—2021 年 5—10 月青藏高原地区 2100 张无人机航拍照片,用于获取 FVC 地面真值。无人机数据来源于国家青藏高原科学数据中心(<https://www.tpdac.ac.cn>)和研究团队在第二次青藏高原综合科学考察研究项目中的航拍数据。无人机照片包含红、绿、蓝 3 个波段,空间分辨率为 1—5 cm。无人机影像主要分布在祁连山区、黄河源区和横断山区及其附近(图 1),涵盖了青藏高原主要植被类型(如草地和森林)在不同地表景观(如山地和高原)和不同生长时期下的植被覆盖状况。利用 Agisoft Photoscan 软件对具有一定重叠率的无人机航拍照片进行拼接处理,共生成 103 幅正射影像,地面覆盖总面积约 20 km<sup>2</sup>。正射影像消除了地形变化导致的视角和比例失真,使得影像中的每个点都能精确地从垂直方向进行投影,有效地消除了地形对无人机影像的影响,能够真实、准确地反映地表植被的覆盖情况。

表 1 研究区概况

Table 1 Overview of the study areas

研究区 Research areas	地形 Terrain	植被 Vegetation	参考文献 References
祁连山区 Qilian Mountains region	地形起伏较大,海拔一般为 2100—5000 m,地势由西北向东南逐渐降低	从低海拔到高海拔依次分布荒漠草原带、干性灌丛草原带、山地森林草原带、亚高山灌丛草甸带和高山寒漠草甸带	[25]
黄河源区 Yellow River source region	西南、东北和北部地区以山地地貌为主,中部地区地势较为平坦,海拔一般为 4000—5100 m	植被主要分布在东南和西南地区,北部相对稀疏,以高寒草甸、高寒沼泽草甸和高寒草原为主	[26]
横断山区 Hengduan Mountains region	地势北高南低,山川密集,南北纵贯,岭谷高差 2000—3000 m	山体自下而上依次为干旱小叶灌丛带、半干旱灌丛与半湿润针叶林带、云杉林带、冷杉林带、杜鹃矮林带、高寒灌丛、草甸带、流石滩植被带和终年冰雪带	[27—28]

### 1.2.2 遥感地表反射率数据及预处理

从 Google Earth Engine 平台获取了与无人机影像相同时间和地点的 Sentinel-2 影像,用于构建和测试本研究新发展的 SRTVG 方法。Sentinel-2 数据包含 13 个光谱波段(表 2),像元的空间分辨率范围从 10 m 到 60 m,时间分辨率约为 5 d<sup>[29]</sup>。排除了对 FVC 估算无用的气溶胶、水蒸气和卷云波段。对于其他波段,采用了双线性内插法将空间分辨率为 10 m 的波段重采样到 20 m,以保证在同一空间尺度下利用各波段开展研究。每幅 Sentinel-2 影像都提供了整幅影像区域的平均观测几何信息,包括太阳高度角和太阳方位角。这些数据可以直接从影像的元数据中获取,并作为 SRTVG 方法的重要输入特征。

表 2 Sentinel-2 波段信息

Table 2 Sentinel-2 band information

波段序号 Band number	波段名称 Band name	中心波长 Central wavelength/nm	波段宽度 Bandwidth/nm	空间分辨率 Spatial resolution/m
B1	气溶胶 Aerosols	443	20	60
B2	蓝 Blue	490	65	10
B3	绿 Green	560	35	10
B4	红 Red	665	30	10
B5	红边 1 RE1	705	15	20
B6	红边 2 RE2	740	15	20
B7	红边 3 RE3	785	20	20
B8	近红外 NIR	842	115	10
B8A	红边 4 RE4	865	20	20
B9	水蒸气 Water Vapor	945	20	60
B10	卷云 Cirrus	1380	30	60
B11	短波红外 1 SWIR1	1610	90	20
B12	短波红外 2 SWIR2	2190	180	20

### 1.2.3 地理空间数据及预处理

获取了航天飞机雷达地形测量任务(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)生产的 30 m 数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)数据,用于构建新发展的 SRTVG 方法。为了与重采样后的 Sentinel-2 影像的空间分辨率保持一致,本研究采用双线性内插法将 DEM 数据重采样至 20 m。然后,利用 ArcGIS 软件从 SRTM DEM 数据计算每个 Sentinel-2 像元的坡度和坡向信息,并将高程、坡度和坡向作为 SRTVG 方法的重要输入特征。

### 1.2.4 现有 FVC 遥感数据产品

获取了国际上主流的 FVC 遥感产品,用于对比本研究发展的 SRTVG 方法。现有的 FVC 遥感产品包括 Global Land Surface Satellite (GLASS) FVC 数据产品(500 m)、Group on Earth Observations Version 3 (GEOV3) FVC 数据产品(300 m)和基于多角度植被指数(Multi-angle Vegetation Index, MultiVI)生成的 MultiVI FVC 数据产品(30 m)。从这三种数据产品中裁剪出了 2019—2020 年青藏高原 3 个研究区的 FVC 数据,并将它们统一到同一坐标系下。GLASS FVC 产品、GEOV3 FVC 产品和 MultiVI FVC 产品可分别从国家地球系统科学数据中心(<http://gre.geodata.cn/>)、Copernicus 全球陆地服务中心(<https://land.copernicus.eu/global/products/fcover>)和国家青藏高原科学数据中心(<https://data.tpdc.ac.cn/>)获取。

## 2 研究方法

### 2.1 Sentinel-2 影像像元的 FVC 真值提取方法

利用同期获取的无人机正射影像来计算 Sentinel-2 影像像元的 FVC 真值。无人机可见光正射影像的空间分辨率为 1—5 cm,并且不受地形起伏影响,能够精细地反映地表的植被覆盖情况,可以为 Sentinel-2 影像像元提供准确的 FVC 真值数据<sup>[30]</sup>。利用过绿指数(Excess Green Index, ExG)在高空间分辨率的无人机影像中将地物划分为植被和非植被<sup>[31]</sup>,并基于分类结果计算 Sentinel-2 像元中植被所占的比例,即可获取 Sentinel-2 像元的 FVC 真值数据。具体来说,首先利用无人机影像中的红、绿、蓝波段计算 ExG,并通过目视对比法确定最佳分割阈值<sup>[32]</sup>,将 ExG 影像二值化为植被与非植被(图 2)。然后将与 Sentinel-2 影像像元范围完全一致的网格叠加至 ExG 影像上,统计每个网格范围内植被所占比例,即可获取 Sentinel-2 影像像元的 FVC 真值。

### 2.2 SRTVG 方法的训练数据集和测试数据集构建

利用 Sentinel-2 影像像元的 FVC 真值、Sentinel-2 影像像元的地表反射率、地形因子和观测几何信息为 SRTVG 方法构建训练数据集和测试数据集,其中,地形因子为利用 SRTM DEM 数据获取的高程、坡度和坡向,观测几何信息为 Sentinel-2 影像的太阳高度角和太阳方位角。为了提升样本数据集的质量,本研究利用在一定区域内 NDVI 与 FVC 通常呈线性关系的特征<sup>[33]</sup>,在 Sentinel-2 像元的 NDVI 与 FVC 真值的散点图中(图 3),排除那些点密度低于 5%或高于 95%的异常数据点。共获得了 64507 个样本数据,并将这些样本数据按照 7:3 的比例随机划分为训练集和测试集,训练数据集和测试数据集分别用于训练和测试 SRTVG 方法。

### 2.3 随机森林回归模型

随机森林回归(Random Forest Regression, RFR)是一种基于集成学习的回归算法,它通过整合多个决策树的预测结果来提高模型的性能和鲁棒性。RFR 模型的主要优点是随着决策树数量增加,模型的预测精度会逐步提升,同时对噪声数据更具鲁棒性,并且通常不会过拟合,因此 RFR 模型在 FVC 遥感估算中有着广泛的应用<sup>[29,34]</sup>。利用 RFR 模型建立输入特征与 FVC 真值的回归关系。RFR 模型中决策树的数量和节点划分时考虑的最大特征数是影响模型性能最为关键的两个参数。根据已有研究<sup>[29,35—36]</sup>,将决策树的数量设置为 500,最大特征数设置为输入特征数量的 1/3,这样的参数配置保证了 RFR 模型在大多数情形下都具有优秀的性能。此外,由于 RFR 模型的本质是决策树,其决策过程不受特征的量纲或大小影响,因此可以直接将特征输入到 RFR 模型中。

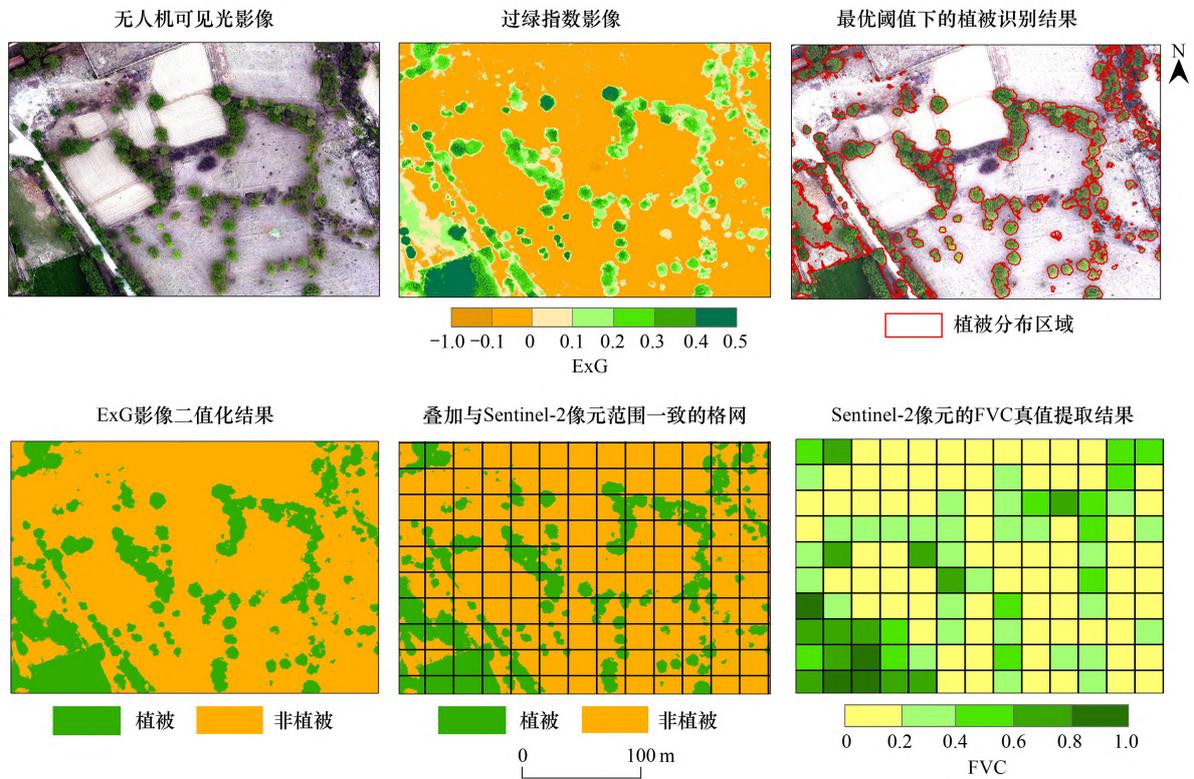


图 2 基于无人机可见光影像的 FVC 提取过程

Fig.2 FVC extraction process based on UAV visible light imagery

ExG: 过绿指数 Excess green index; FVC: 植被覆盖度 Fractional vegetation cover; UAV: 无人机 Unmanned aerial vehicle

### 2.4 复杂地形区 FVC 遥感精细估算新方法 SRTVG

复杂地形引起的太阳辐射变化是造成遥感反射率地形效应的主要原因,地形因子(高程、坡度和坡向)和观测几何信息(太阳高度角和太阳方位角)则是影响复杂地形区地物太阳辐射接受量的关键因素。为此,本研究利用 RFR 模型,发展了一种综合遥感地表反射率、地形特征和观测几何信息的复杂地形区 FVC 遥感精细估算新方法。地形因子包括高程、坡度和坡向,观测几何信息包括太阳高度角和太阳方位角。SRTVG 方法全面考虑了影响复杂地形区 FVC 估算精度的主要因素,利用 RFR 模型强大的学习能力和泛化能力,建立在各种地形和观测几何条件下遥感反射率与 FVC 之间的回归关系,有望提高山区 FVC 估算精度。由于 RFR 模型不受特征量纲影响,分别将表 3 所示的 3 组遥感特征以及地形特征和观测几何信息作为 SRTVG 方法的输入特征,并在训练数据集上对 SRTVG 方法进行训练,最后选择估算精度最高的一组遥感、地形和观测几何特征作为 SRTVG 方法的输入特征。

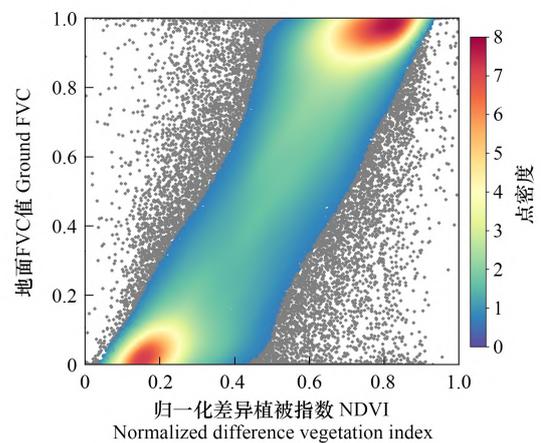


图 3 NDVI 与 FVC 地面测量值的点密度图

Fig.3 Dot density map of NDVI and ground-measured FVC values

图中灰色的点为点密度低于 5% 或高于 95% 的异常数据点; NDVI: 归一化差异植被指数 Normalized difference vegetation index

表 3 现有常用于 FVC 估算的机器学习特征

Table 3 Commonly used machine learning features for FVC estimation

方案 Schemes	特征 Features	卫星传感器 Satellite sensors	空间分辨率 Spatial resolution	参考文献 Literature resource
1	Red、NIR	MODIS	500 m	[33]
2	Red、NIR、SWIR	SPOT VEGETATION 和 PROBA-V	1 km 和 300 m	[37]
3	Blue、Red、NIR	PROBA-V	300 m	[38]

FVC: 植被覆盖度 Fractional vegetation cover

## 2.5 SRTVG 方法表现效果评估

### 2.5.1 FVC 空间分布格局定性评估

利用 SRTVG 方法对青藏高原的 3 个测试区 2020 年 8 月中旬的 FVC 进行估算,然后采用目视检查,对比分析 SRTVG 估算结果、MultiVI FVC 数据、GEOV3 FVC 数据和 GLASS FVC 数据在空间格局上的表现效果。

### 2.5.2 FVC 估算精度定量评估

采用均值聚合将 SRTVG 估算结果分别聚合到 30 m 和 300 m,然后以测试数据集中的 FVC 地面真值数据为参考,以决定系数和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)为评价指标,分别对比评估 30 m 分辨率的 SRTVG FVC 数据和 MultiVI FVC 数据集、以及 300 m 分辨率的 SRTVG FVC 数据和 GEOV3 FVC 数据集的估算精度。

### 2.5.3 与传统的复杂地形区 FVC 估算策略对比

将评估 SRTVG 方法和传统的复杂地形区 FVC 估算策略,即先利用 SCS+C 模型<sup>[15]</sup>对反射率数据进行地形校正,再利用校正后的反射率数据进行 FVC 估算。在上述两种策略中,均在训练数据集上对 RFR 模型进行训练,并在测试数据集上进行精度测试。对于上述两种策略的 FVC 估算结果,本研究首先利用基于无人机影像提取的 FVC 真值影像进行定性评估,然后利用 RMSE 和  $R^2$  进行精度定量评估。

## 3 结果与分析

### 3.1 SRTVG 方法的最佳输入特征筛选结果

相较于现有仅使用遥感反射率的特征方案,在加入地形因子和观测几何信息后,FVC 估算结果的  $R^2$  提升了 7.552%—14.267%,RMSE 降低了 19.255%—28.022%(表 4)。地形特征和观测几何信息的特征重要性和约为 0.3(表 4),表明它们在复杂地形区 FVC 估算中具有重要作用。综合来看,特征方案 3 中的蓝波段反射率、红波段反射率、近红外波段反射率、地形因子和观测几何信息具有最高的 FVC 估算精度,因此,本研究选取这一组特征作为 SRTVG 方法的输入特征。

表 4 不同输入特征下的 FVC 估算精度

Table 4 FVC estimation accuracies under different input features

方案 Schemes	特征 Features	$R^2$	RMSE	$R^2$ 变化幅度 $R^2$ change range	RMSE 变化幅度 RMSE change range
1	Red(0.54)、NIR(0.46)	0.771	0.182	14.267%	-28.022%
	Red(0.44)、NIR(0.24)、地形因子(0.12)、观测几何信息(0.2)	0.881	0.131		
2	Red(0.37)、RE4(0.42)、SWIR2(0.21)	0.821	0.161	7.552%	-19.255%
	Red(0.36)、RE4(0.25)、SWIR2(0.11)、地形因子(0.10)、观测几何信息(0.18)	0.883	0.130		
3	Blue(0.10)、Red(0.47)、NIR(0.43)	0.816	0.163	8.333%	-20.245%
	Blue(0.05)、Red(0.42)、NIR(0.23)、地形因子(0.09)、观测几何信息(0.21)	0.884	0.130		

地形因子包括高程、坡度和坡向;观测几何信息包括太阳高度角和太阳方位角;()中的数值表示特征重要性,值域范围为 0—1;RMSE: 均方根误差 Root mean square error

### 3.2 FVC 空间格局评估结果

图 4 展示了利用 SRTVG 方法生成的 2020 年 8 月中旬青藏高原祁连山区、黄河源区和横断山区 FVC 估算结果;图 5、图 6 和图 7 展示了青藏高原的祁连山区、黄河源区和横断山区, SRTVG FVC 数据、MultiVI FVC 产品、GEOV3 FVC 产品和 GLASS FVC 产品在区域细节上的表现效果。这 4 种数据在 FVC 空间格局上呈现出较高的相似性,但是在刻画地表植被覆盖状况的精细程度和准确性方面存在较大差异。以同时期的 Sentinel-2 真彩色影像为参考,在视觉效果上, SRTVG FVC 数据能够精细、准确地反映出各种地表景观下的植被覆盖状况,如农田和山地植被,并且对高植被覆盖和低植被覆盖区域敏感。MultiVI FVC 数据也能精细地反映出 FVC 空间格局,但是对 FVC 高值存在着明显的低估。GEOV3 FVC 和 GLASS FVC 数据主要揭示了大尺度的 FVC 空间格局,其 FVC 整体数值相较于 SRTVG FVC 数据偏低。这种差异一方面是受观测尺度的影响,较大的像元尺度更容易出现混合像元,不容易出现纯植被覆盖的像元<sup>[34]</sup>;另一方面,在青藏高原复杂地形区,其估算精度可能较低,需要进一步验证。

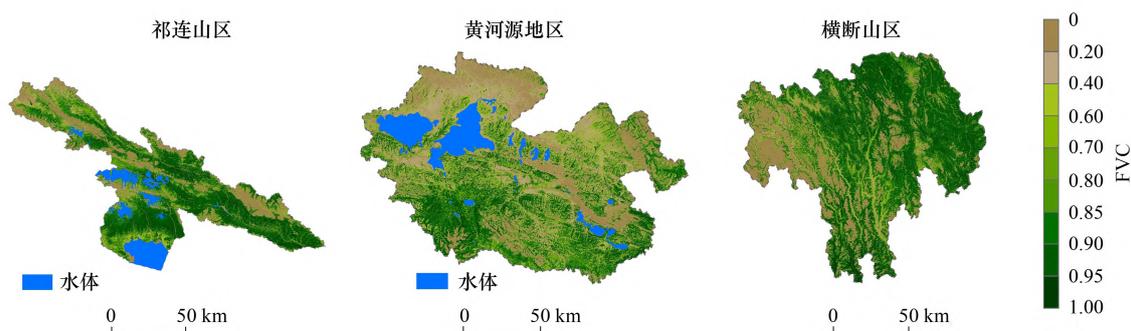


图 4 SRTVG 方法生成的青藏高原测试区 FVC 结果

Fig.4 FVC results of the Tibetan Plateau test area generated by the SRTVG method

SRTVG:本研究发展的一种综合地表反射率、地形特征和观测几何信息的复杂地形区 FVC 遥感精细估算方法 A Fine-scale FVC Estimation Method for Complex Terrain Area by Integrating Surface Reflectance, Terrain Features, and View Geometry

### 3.3 FVC 估算精度定量评估结果

相较于 30 m 的 MultiVI FVC 数据, SRTVG FVC 数据具有更优的 FVC 估算精度 ( $R^2=0.89$ ,  $RMSE=0.13$ ), 其 RMSE 相对降低了 40.91%。如图 8, SRTVG FVC 数据更为接近地面 FVC 的实际情况, 而 MultiVI FVC 数据在 FVC 高值区域表现出明显的低估现象, 导致其产品精度相对较低 ( $R^2=0.62$ ,  $RMSE=0.22$ )。

相较于 300 m 的 GEOV3 FVC 数据, SRTVG FVC 数据依然具有更优的 FVC 估算精度 (决定系数  $R^2=0.84$ , 均方根误差  $RMSE=0.10$ ) (图 9), 其均方根误差相对降低了 16.67%; 此外, GEOV3 FVC 数据集也具有良好的精度 ( $R^2=0.73$ ,  $RMSE=0.12$ ) (图 9)。受到无人机影像采集区域范围的限制, 能够涵盖 300 m×300 m 区域的样本数量较少, 导致本次评估的样本量有限, 仅包含 23 个地面验证样本。

### 3.4 与传统的复杂地形区 FVC 估算策略对比

图 10 展示了无人机可见光影像、基于无人机影像计算的 FVC 真值、SRTVG FVC 数据、基于传统方法的 FVC 估算结果以及 MultiVI FVC 产品的对比图。从视觉效果来看, 以无人机影像和 FVC 真值影像为参考, SRTVG FVC 数据能够最为准确地反映复杂地形区的植被覆盖状况, 基于传统方法的 FVC 估算结果次之, MultiVI FVC 产品则难以准确反映高植被覆盖区域。

如图 11 所示, 相较于传统的复杂地形区 FVC 估算策略 ( $R^2=0.854$ ,  $RMSE=0.145$ ), SRTVG 方法依然具有更优的 FVC 估算精度 ( $R^2=0.883$ ,  $RMSE=0.130$ )。相较于表 4 中使用原始反射率的 FVC 估算精度 ( $R^2=0.816$ ,  $RMSE=0.163$ ), 这两种估算策略均提高了复杂地形区 FVC 的估算精度, 但 SRTVG 方法的估算精度提升更大。

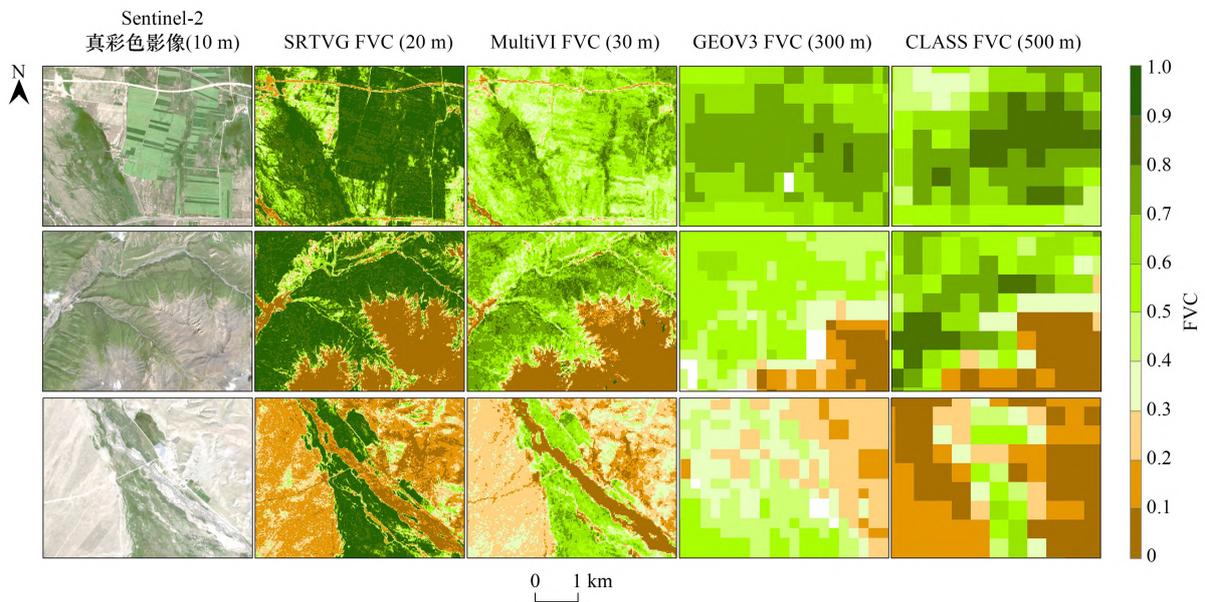


图 5 祁连山地区 2020 年 8 月中旬多种 FVC 数据集比较

Fig.5 Comparison of various FVC datasets in the Qilian Mountain region in mid-August 2020

FVC 影像中白色空白像元为缺失值; MultiVI FVC: 基于多角度植被指数生成的植被覆盖度产品 Multi-angle Vegetation Index FVC; GEOV3 FVC: 地球观测组织生产的第 3 版植被覆盖度产品 Group on Earth Observations Version 3 FVC; GLASS FVC: 全球陆表参量产品中的植被覆盖度产品 Global Land Surface Satellite FVC

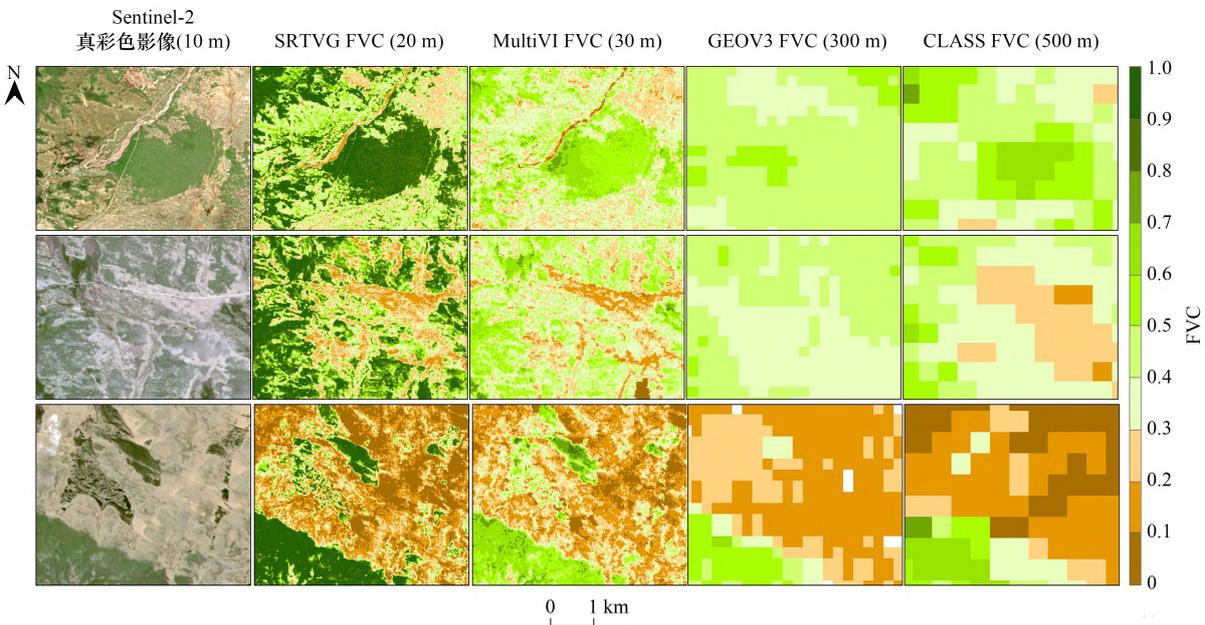


图 6 黄河源地区 2020 年 8 月中旬多种 FVC 数据集比较

Fig.6 Comparison of various FVC datasets in the Yellow River Source region in mid-August 2020

### 4 讨论

#### 4.1 SRTVG 方法的优势

SRTVG 方法能有效降低地形对 FVC 估算的影响,提升复杂地形区 FVC 估算精度。现有基于机器学习的 FVC 估算方法主要利用低空间分辨率遥感数据来估算 FVC<sup>[2,33]</sup>,在复杂地形区的估算精度不高。这是因为低

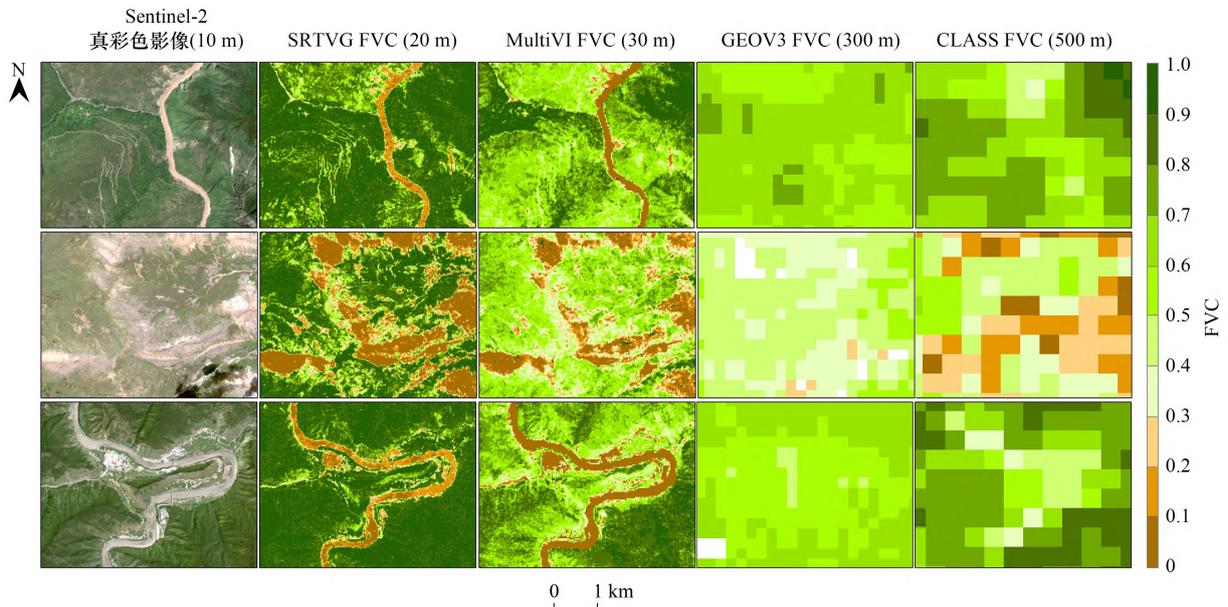


图 7 横断山区 2020 年 8 月中旬多种 FVC 数据集比较

Fig.7 Comparison of various FVC datasets in the Hengduan Mountains region in mid-August 2020

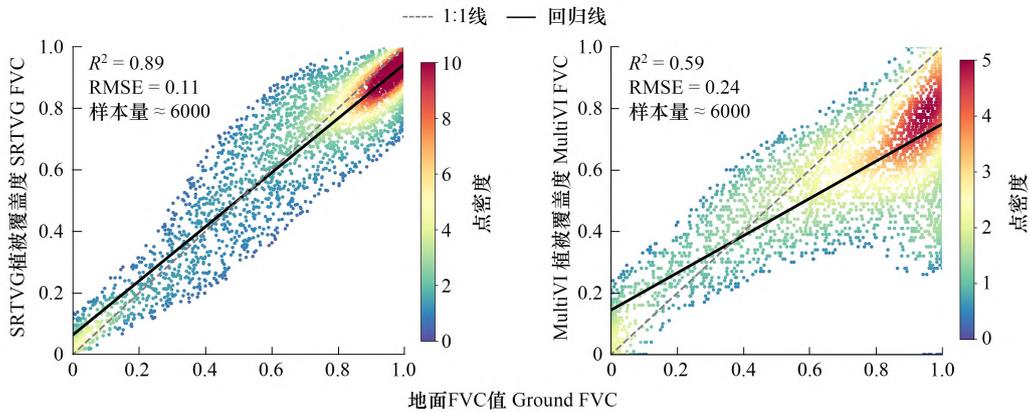


图 8 SRTVG FVC 数据与 MultiVI FVC 数据在测试数据集上的表现效果

Fig.8 Performance of SRTVG FVC data and MultiVI FVC data on the test dataset

为了在统一的空间尺度下进行比较,原始 20 m 的 SRTVG FVC 数据已聚合到与 MultiVI FVC 数据空间分辨率一致的 30 m;RMSE: 均方根误差 Root mean square error

空间分辨率的遥感像元无法反映其内部的地形起伏和植被异质性,并且反射率数据受地形影响较大。为此,本研究利用 RFR 模型,发展了一种综合遥感地表反射率、地形特征和观测几何信息的复杂地形区 FVC 遥感精细估算新方法(SRTVG)。SRTVG 方法全面考虑了影响复杂地形区 FVC 估算精度的主要因素,利用机器学习强大的学习能力和泛化能力,准确建立了在各种地形和观测几何条件下遥感反射率与 FVC 之间的定量关系,有效地减弱了复杂地形给 FVC 估算结果带来的不确定性。实验结果表明,相较于仅使用反射率来估算 FVC,综合利用反射率数据、地形特征和观测几何信息来估算 FVC,其  $R^2$  提升了 7.552%—14.267%、RMSE 降低了 19.255%—28.022%。可见,融入地形特征和观测几何信息有助于提升复杂地形区 FVC 的估算精度。

SRTVG 方法拓展了复杂地形区 FVC 遥感估算的技术方法体系。为了克服地形效应对 FVC 估算的影响,传统做法是先对反射率数据进行地形校正,再进行 FVC 估算<sup>[39]</sup>。而本研究发现,在机器学习模型中直接输

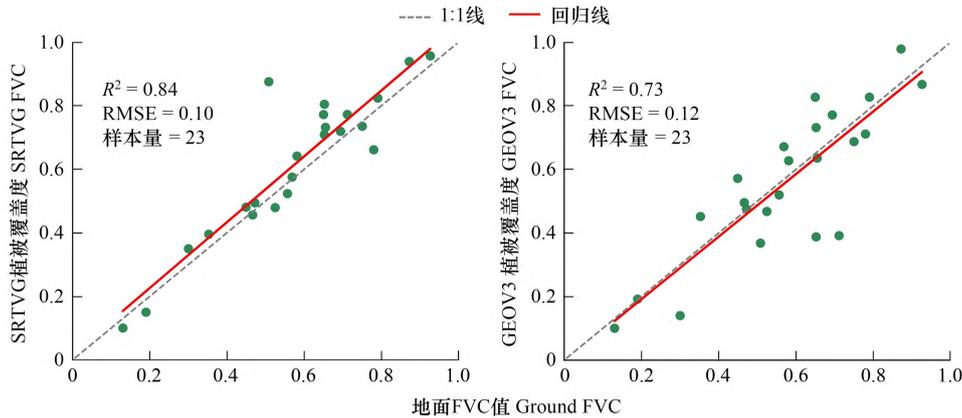


图 9 SRTVG FVC 数据与 GEOV3 FVC 数据在测试数据集上的表现效果

Fig.9 Performance of SRTVG FVC data and GEOV3 FVC data on the test dataset

为了在统一的空间尺度下进行比较,原始 20 m 的 SRTVG FVC 数据已聚合到与 GEOV3 FVC 数据空间分辨率一致的 300 m

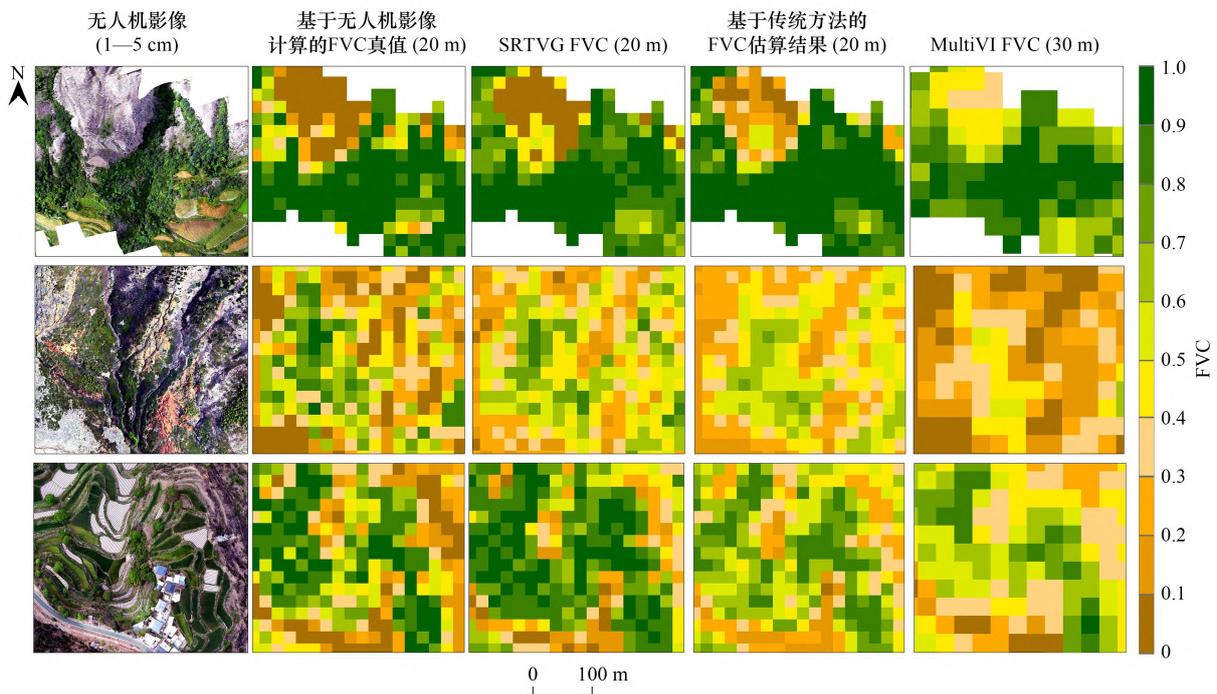


图 10 各种估算策略下的 FVC 估算结果比较

Fig.10 Comparison of FVC estimation results under different estimation strategies

入地形因子和观测几何信息更有利于提高 FVC 遥感估算精度 ( $R^2 = 0.883$ ,  $RMSE = 0.130$ ), 优于传统做法的 FVC 估算精度 ( $R^2 = 0.854$ ,  $RMSE = 0.145$ )。这是由于地形校正方法难以完全消除地形效应, 特别是在崎岖山区和地表覆盖类型复杂的区域, 容易造成过校正<sup>[40]</sup>, 从而增加了 FVC 估算的不确定性。SRTVG 方法在一定程度上避免了地形校正带来的不确定性, 为复杂地形区 FVC 遥感估算提供了新思路。

SRTVG 方法能够生产高空间分辨率和高精度的 FVC 数据。本研究利用 SRTVG 方法, 以 Sentinel-2 影像为数据源, 生产了 20 m 的高精度 FVC 数据 ( $R^2 = 0.89$ ,  $RMSE = 0.13$ ), 能够在精细尺度上准确反映 FVC 的空间分布格局与局部细节。相比之下, GEOV3 FVC 产品仅利用遥感反射率数据生成<sup>[38]</sup>, 受地形影响较大。MultiVI FVC 数据利用多角度遥感逐像元获取植被与土壤端元的 NDVI 值, 然后基于像元二分模型计算

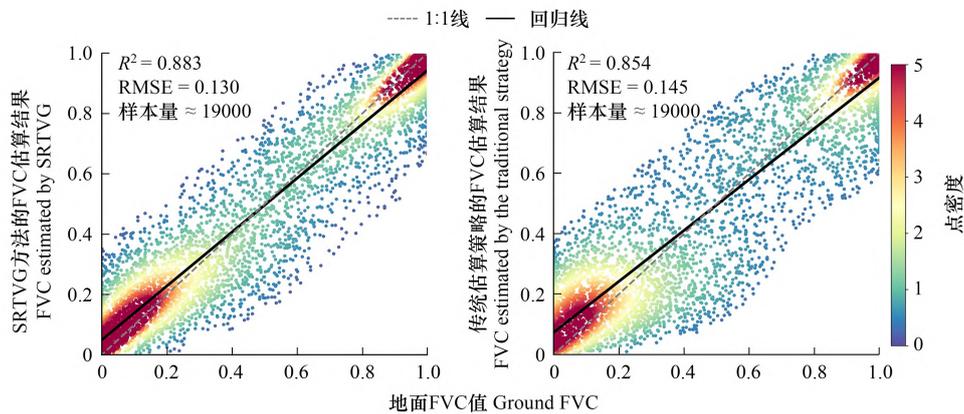


图 11 SRTVG 方法和传统估算策略在测试数据集上的表现效果

Fig.11 Performance of the SRTVG method and the traditional estimation strategy on the test dataset

FVC<sup>[41]</sup>。然而,由于 NDVI 在高植被覆盖区域存在饱和效应<sup>[42]</sup>,以及在植被异质性区域,像元二分模型的端元值难以准确确定<sup>[41]</sup>,导致 MultiVI 在高 FVC 值区域存在明显的低估现象。实验结果表明,SRTVG FVC 数据的 RMSE 相较于 MultiVI 和 GEOV3 FVC 产品分别降低了 40.91% 和 16.67%。

#### 4.2 SRTVG 方法的局限性和展望

复杂地形区的 FVC 遥感估算主要面临三方面的挑战,包括地形引起的太阳辐射差异、地形遮挡以及地形引起的云雾干扰。本研究发展的 SRTVG 方法旨在减弱地形引起的太阳辐射差异对 FVC 估算的影响,提升复杂地形区 FVC 估算精度。对于另外 2 方面的挑战,可以在遥感数据预处理中进行充分消除,有助于保障 SRTVG 方法的可靠性和准确性。例如,地形引起的云雾干扰会明显降低遥感数据的质量,通常可以利用遥感数据重建方法<sup>[43-44]</sup>对受云雾影响的数据进行重建恢复,以提升遥感数据的质量。对于地形遮挡造成的阴影,可以利用现有的地形阴影区光谱信息恢复方法<sup>[45-46]</sup>对地形阴影光谱信息进行恢复。

SRTVG 方法依赖于大量高质量且具有代表性的训练样本。训练样本需要全面包含不同的植被类型、土壤类型、植被覆盖状况和地形条件,以确保机器学习模型能够全面地学习到遥感数据到 FVC 的转换关系。因此,在训练数据集代表性不够或样本量不足的情况下,模型的准确性和可靠性可能会受到影响。但是,随着近地面遥感的发展,尤其是无人机遥感的发展,为获取不同地表条件下的大量 FVC 真值数据提供了可能,因此可在一定程度上解决代表性训练样本不足的难题。

地形信息和观测几何信息的准确性对 SRTVG 方法至关重要。本研究通过 SRTM DEM 数据获得了 Sentinel-2 影像像元的地形信息(如高程、坡度和坡向),并从 Sentinel-2 影像的属性中获取了整个影像区域的平均观测几何信息(包括太阳高度角和太阳方位角)。尽管 Sentinel-2 单幅影像覆盖面积较小,影像内像元的太阳高度角和太阳方位角可以认为相同,但实际上仍存在差异。如果能够针对每个像元计算其具体的观测几何信息,SRTVG 方法将具有更优的估算精度。对于覆盖范围更广的宽幅遥感影像,如高分 1 号影像,像元的观测几何信息可能存在较大变化,特别是在影像的边缘区域,此时有必要对每个像元的观测几何信息进行逐一计算。

## 5 结论

受限于地形所导致的太阳辐射变化及遥感像元内部较强的异质性和复杂性,复杂地形区的 FVC 遥感估算精度极为有限,为此,本研究发展了一种综合遥感地表反射率、地形特征和观测几何信息的复杂地形区植被覆盖度(Fractional Vegetation Cover, FVC)遥感精细估算新方法(A Fine-scale FVC Estimation Method for Complex Terrain Area by Integrating Surface Reflectance, Terrain Features, and View Geometry, SRTVG)。区别于

传统策略先对输入的反射率数据开展地形校正之后再开展 FVC 估算, SRTVG 方法采用了直接融入地形特征和观测几何信息这一策略, 不仅简化了技术流程, 避免了地形校正本身所引入的反射率过度校正等问题, 且提高了 FVC 估算精度。在青藏高原祁连山区、黄河源区和横断山区开展应用表明, 直接加入地形特征与观测几何信息后, SRTVG 方法估算 FVC 的  $R^2$  为 0.89, 均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 为 0.13; 相较于未加入地形特征与观测几何信息, 新方法估算 FVC 的 RMSE 降低了 19.26%—28.02%; 相较于已有的 MultiVI FVC 产品和 GEOV3 FVC 产品, 新方法估算 FVC 的 RMSE 分别降低了 40.91% 和 16.67%。在有大量高质量代表性训练样本的前提下, SRTVG 方法可推广至其它地形复杂区的 FVC 遥感估算。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] Gitelson A A, Kaufman Y J, Stark R, Rundquist D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76-87.
- [ 2 ] Jia K, Liang S L, Gu X F, Baret F, Wei X Q, Wang X X, Yao Y J, Yang L Q, Li Y W. Fractional vegetation cover estimation algorithm for Chinese GF-1 wide field view data. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 177: 184-191.
- [ 3 ] Jiapaer G, Chen X, Bao A M. A comparison of methods for estimating fractional vegetation cover in arid regions. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2011, 151(12): 1698-1710.
- [ 4 ] Zhang X W, Wu B F, Ling F, Zeng Y, Yan N N, Yuan C. Identification of priority areas for controlling soil erosion. *CATENA*, 2010, 83(1): 76-86.
- [ 5 ] Gutman G, Ignatov A. The derivation of the green vegetation fraction from NOAA/AVHRR data for use in numerical weather prediction models. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 19(8): 1533-1543.
- [ 6 ] Matsui T, Lakshmi V, Small E E. The effects of satellite-derived vegetation cover variability on simulated land - atmosphere interactions in the NAMS. *Journal of Climate*, 2005, 18(1): 21-40.
- [ 7 ] Roujean J L, Lacaze R. Global mapping of vegetation parameters from POLDER multiangular measurements for studies of surface-atmosphere interactions; a pragmatic method and its validation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2002, 107(D12): ACL 6-1-ACL 6-14.
- [ 8 ] Chen R, Yin G F, Zhao W, Xu B D, Zeng Y L, Liu G X, Verger A. TCNIRv: topographically corrected near-infrared reflectance of vegetation for tracking gross primary production over mountainous areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-10.
- [ 9 ] 林兴稳, 闻建光, 吴胜标, 郝大磊, 肖青, 柳钦火. 地表反射率地形校正物理模型与效果评价方法研究进展. *遥感学报*, 2020, 24(8): 958-974.
- [ 10 ] Wen J G, Liu Q, Xiao Q, Liu Q H, You D Q, Hao D L, Wu S B, Lin X W. Characterizing land surface anisotropic reflectance over rugged terrain; a review of concepts and recent developments. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 370.
- [ 11 ] 姚永慧, 张百平, 韩芳, 庞宇. 横断山区垂直带谱的分布模式与坡向效应. *山地学报*, 2010, 28(1): 11-20.
- [ 12 ] He M, Wen J G, You D Q, Tang Y, Wu S B, Hao D L, Lin X W, Gong Z R. Review of forest Leaf Area Index retrieval over rugged terrain based on remotely sensed data. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022, 26(12): 2451-2472.
- [ 13 ] Teillet P M, Guindon B, Goodenough D G. On the slope-aspect correction of multispectral scanner data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1982, 8(2): 84-106.
- [ 14 ] Gu D G, Gillespie A. Topographic normalization of landsat TM images of forest based on subpixel Sun - canopy - sensor geometry. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 64(2): 166-175.
- [ 15 ] Soenen S A, Peddle D R, Coburn C A. SCS C: a modified Sun-canopy-sensor topographic correction in forested terrain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(9): 2148-2159.
- [ 16 ] 贾坤, 姚云军, 魏香琴, 高帅, 江波, 赵祥. 植被覆盖度遥感估算研究进展. *地球科学进展*, 2013, 28(7): 774-782.
- [ 17 ] Tian J, Su S, Tian Q, Zhan W, Xi Y, Wang N. A novel spectral index for estimating fractional cover of non-photosynthetic vegetation using near-infrared bands of Sentinel satellite. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 101: 102361.
- [ 18 ] Adams J B, Smith M O, Johnson P E. Spectral mixture modeling; a new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 Site. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 1986, 91(B8): 8098-8112.
- [ 19 ] Qi J. Spatial and temporal dynamics of vegetation in the San Pedro River Basin area. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2000, 105(1-3): 55-68.
- [ 20 ] Wittich K P, Hansing O. Area-averaged vegetative cover fraction estimated from satellite data. *International Journal of Biometeorology*, 1995, 38(4): 209-215.
- [ 21 ] Mu X H, Song W J, Gao Z, McVicar T R, Donohue R J, Yan G J. Fractional vegetation cover estimation by using multi-angle vegetation index.

- Remote Sensing of Environment, 2018, 216: 44-56.
- [22] Gao L, Wang X F, Johnson B A, Tian Q J, Wang Y, Verrelst J, Mu X H, Gu X F. Remote sensing algorithms for estimation of fractional vegetation cover using pure vegetation index values: a review. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 364-377.
- [23] Ge J J, Qi J G, Lofgren B. Use of vegetation properties from EOS observations for land-climate modeling in East Africa. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2008, 113(D15).
- [24] Yuan Q, Shen H, Li T, Li Z, Li S, Jiang Y, Xu H, Tan W, Yang Q, Wang J. Deep learning in environmental remote sensing: Achievements and challenges. Remote Sensing of Environment, 2020, 241: 111716.
- [25] 牛赟, 刘贤德, 敬文茂, 雷军, 苗毓新. 祁连山北坡土壤特性与植被垂直分布的关系. 山地学报, 2013, 31(5): 527-533.
- [26] 刘敏超, 李迪强, 温琰茂, 栾晓峰. 三江源地区土壤保持功能空间分析及其价值评估. 中国环境科学, 2005, 25(5): 627-631.
- [27] 王强, 张廷斌, 易桂花, 陈田田, 别小娟, 何奕萱. 横断山区 2004—2014 年植被 NPP 时空变化及其驱动因子. 生态学报, 2017, 37(9): 3084-3095.
- [28] 刘伦辉, 余有德, 张建华. 横断山自然植被垂直带的划分. 云南植物研究, 1984, 6(2): 205-216.
- [29] Wang B, Jia K, Liang S L, Xie X H, Wei X Q, Zhao X, Yao Y J, Zhang X T. Assessment of sentinel-2 MSI spectral band reflectances for estimating fractional vegetation cover. Remote Sensing, 2018, 10(12): 1927.
- [30] Li L Y, Mu X H, MacFarlane C, Song W J, Chen J, Yan K, Yan G J. A half-Gaussian fitting method for estimating fractional vegetation cover of corn crops using unmanned aerial vehicle images. Agricultural and Forest Meteorology, 2018, 262: 379-390.
- [31] Meyer G E, Neto J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282 - 293.
- [32] Chen J J, Yi S H, Qin Y, Wang X Y. Improving estimates of fractional vegetation cover based on UAV in alpine grassland on the Qinghai - Tibetan Plateau. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(8): 1922-1936.
- [33] Jia K, Liang S L, Liu S H, Li Y W, Xiao Z Q, Yao Y J, Jiang B, Zhao X, Wang X X, Xu S, Cui J. Global land surface fractional vegetation cover estimation using general regression neural networks from MODIS surface reflectance. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(9): 4787-4796.
- [34] Song D X, Wang Z H, He T, Wang H, Liang S L. Estimation and validation of 30m fractional vegetation cover over China through integrated use of Landsat 8 and Gaofen 2 data. Science of Remote Sensing, 2022, 6: 100058.
- [35] Ben Ishak A. Variable selection using support vector regression and random forests: a comparative study. Intelligent Data Analysis, 2016, 20(1): 83-104.
- [36] Genuer R, Poggi J M, Tuleau-Malot C. Variable selection using random forests. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(14): 2225-2236.
- [37] Verger A, Baret F, Weiss M. Performances of neural networks for deriving LAI estimates from existing CYCLOPES and MODIS products. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(6): 2789-2803.
- [38] Liu D Y, Jia K, Wei X Q, Xia M, Zhang X W, Yao Y J, Zhang X T, Wang B. Spatiotemporal comparison and validation of three global-scale fractional vegetation cover products. Remote Sensing, 2019, 11(21): 2524.
- [39] Wu Z J, He G J, Huang S L, Wang M M, Lin J T. Terrain effects assessment on remotely sensed fractional vegetation cover in hilly area of Southern China. National Remote Sensing Bulletin, 2017, 21(1): 159-167.
- [40] 穆悦, 曹晓阳, 冯益明, 曹晓明, 高翔. 地形复杂山区常用植被指数的地形校正对比. 地球信息科学学报, 2016, 18(7): 951-961.
- [41] Zhao T, Mu X H, Song W J, Liu Y K, Xie Y, Zhong B, Xie D H, Jiang L M, Yan G J. Mapping spatially seamless fractional vegetation cover over China at a 30-m resolution and semimonthly intervals in 2010 - 2020 based on google earth engine. Journal of Remote Sensing, 2023, 3: 0101.
- [42] Wu X Y, Zhu X F. Differential analysis of vegetation response to extreme climate in different vegetation regions of China. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(24): 10202-10215.
- [43] Zhu W Q, He B K, Xie Z Y, Zhao C L, Zhuang H M, Li P X. Reconstruction of vegetation index time series based on self-weighting function fitting from curve features. Remote Sensing, 2022, 14(9): 2247.
- [44] Xiao Z Q, Liang S L, Wang T T, Liu Q. Reconstruction of satellite-retrieved land-surface reflectance based on temporally-continuous vegetation indices. Remote Sensing, 2015, 7(8): 9844-9864.
- [45] 边金虎, 李爱农, 王少楠, 赵伟, 雷光斌. 基于 MODIS NDVI 的 LandsatTM 影像地形阴影区光谱信息恢复方法研究. 遥感技术与应用, 2016, 31(1): 12-22.
- [46] 夏怀英, 郭平. 基于统计混合模型的遥感影像阴影检测. 遥感学报, 2011, 15(4): 778-791.