

DOI:10.13870/j.cnki.stbxb.2026.03.010

CSTR:32310.14.stbxb.2026.03.010

彭菲菲,汪小钦,余智超,等.长汀县多分辨率植被指数与植被覆盖度遥感监测[J].水土保持学报,2026,40(3):380-391.

PENG Feifei, WANG Xiaoqin, YU Zhichao, et al. Remote sensing monitoring of multi-resolution vegetation indices and fractional vegetation cover in Changting County[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2026, 40(3): 380-391.

长汀县多分辨率植被指数与植被覆盖度遥感监测

彭菲菲^{1,2}, 汪小钦^{1,2}, 余智超^{1,2}, 金时来³, 李琳³, 林敬兰³

(1. 福州大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室, 福州 350108; 2. 数字中国研究院(福建), 福州 350108; 3. 福建省水土保持试验站, 福州 350001)

摘要: [目的] 为明确南方丘陵山区水土保持监测中植被覆盖度(FVC)提取的最优遥感数据方案, 提升土壤侵蚀模型参数的准确性。[方法] 以福建省长汀县为研究区, 基于2022年4月获取的6种分辨率遥感影像(2、10、16、30、250、500 m)及9月无人机3 cm验证数据, 采用像元二分模型计算NDVI、EVI2、NDMVI、TAVI、SEVI 5类植被指数的FVC, 分别从空间分布特征、地形校正效果与精度验证3个方面开展系统对比。[结果] 2 m分辨率FVC整体值域偏低且噪声显著; 30 m及更低分辨率受混合像元影响, FVC稳定性下降。10 m分辨率在空间细节与噪声控制之间实现最佳平衡。通过无人机多光谱数据验证, 10 m NDVI与NDMVI的FVC精度最高, R^2 均为0.193, MAE均为0.175, 优于其他分辨率。NDMVI在多分辨率上表现出稳定的地形校正能力, 但10 m NDVI地形校正效果与其视觉差异极小, 结合算法简洁性、通用性和处理效率, 后者表现出更佳适用性。[结论] 10 m Sentinel-2 NDVI兼顾空间细节保留与噪声抑制, 是南方丘陵区水土保持业务化监测中FVC提取的优选方案, 可为土壤侵蚀模型参数化及区域生态监测提供可靠支撑。

关键词: 长汀县; 植被覆盖度; 植被指数; 多分辨率遥感; 精度验证

中图分类号: S157.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-2242(2026)03-0380-12

Remote Sensing Monitoring of Multi-Resolution Vegetation Indices and Fractional Vegetation Cover in Changting County

PENG Feifei^{1,2}, WANG Xiaoqin^{1,2}, YU Zhichao^{1,2}, JIN Shilai³, LI Lin³, LIN Jinglan³

(1. Key Lab of Spatial Data Mining & Information Sharing of Ministry of Education, Fuzhou University, Fuzhou 350108; 2. The Academy of Digital China (Fujian), Fuzhou 350108; 3. Fujian Soil and Water Conservation Experimental Station, Fuzhou 350001)

Abstract: [Objective] This study aims to identify the optimal remote sensing data scheme for extracting fractional vegetation cover (FVC) in soil and water conservation monitoring in southern hilly regions and to improve the accuracy of soil erosion model parameters. [Methods] Changting County, Fujian Province, was selected as the study area. Based on remote sensing imagery at six resolutions (2, 10, 16, 30, 250, and 500 m) acquired in April 2022 and 3 cm-resolution UAV data collected in September for validation, FVC was calculated for five vegetation indices-NDVI, EVI2, NDMVI, TAVI, and SEVI-using the pixel dichotomy model. A systematic comparison was conducted from three aspects: Spatial distribution characteristics, topographic correction performance, and accuracy validation. [Results] The FVC at 2 m resolution exhibited an overall lower value range and significant noise, whereas the stability of FVC at 30 m and coarser resolutions decreased due to mixed-pixel effects. The 10 m resolution achieved the best balance between spatial detail preservation and noise control. Validation using UAV multispectral data showed that FVC derived from 10 m NDVI and NDMVI achieved the highest accuracy, with both R^2 values of 0.193 and MAE of 0.175, outperforming other resolutions. NDMVI exhibited stable topographic

收稿日期: 2025-10-24

修回日期: 2025-12-02

录用日期: 2025-12-15

网络首发日期(www.cnki.net): 2026-01-30

资助项目: 国家自然科学基金项目(42471378); 国家重点研发计划项目(2017YFB0504203); 福建省水利科技项目(MSK202431)

第一作者: 彭菲菲(2001—), 女, 硕士研究生, 主要从事水土保持监测遥感。E-mail: 245520027@fzu.edu.cn

通信作者: 汪小钦(1972—), 女, 博士, 研究员, 主要从事环境与资源遥感研究。E-mail: wangxq@fzu.edu.cn

http://stbxb.alljournal.com.cn

correction performance across multiple resolutions; however, the visual difference in the topographic correction performance for the 10 m NDVI was minimal. Considering algorithmic simplicity, general applicability, and processing efficiency, the latter showed better overall suitability. [Conclusion] The 10 m Sentinel-2 an effective balance between spatial detail retention and noise suppression. It is an optimal option for operational FVC extraction in soil and water conservation monitoring in southern hilly regions, and provides reliable support for soil erosion model parameterization and regional ecological monitoring.

Keywords: Changting County; fractional vegetation cover (FVC); vegetation index; multi-resolution remote sensing; accuracy validation

Received: 2025-10-24

Revised: 2025-12-02

Accepted: 2025-12-15

Online (www.cnki.net): 2026-01-30

水土流失是全球性的生态环境问题^[1],严重威胁区域生态安全与可持续发展^[2]。中国南方红壤丘陵区是水土流失最为典型的区域之一,其中长汀县曾长期遭受严重侵蚀^[3],是全国水土保持治理的示范区域,其治理成效的精准监测与评估依赖于对植被覆盖动态的准确掌握^[4]。对植被覆盖度(fractional vegetation cover, FVC)的精准监测,是评估治理成效与支撑土壤侵蚀模型(如 RUSLE、CSLE)中植被因子参数化的核心基础^[5-7],其提取精度直接关系到土壤侵蚀模数估算的准确性^[8]。随着多源遥感的发展,从低分辨率到高分辨率的多种对地观测数据为植被参数的获取提供了丰富的数据源^[9]。但在地形破碎的南方丘陵区,遥感数据不仅受到尺度效应^[10]的限制,同时还受到坡向、坡度差异所导致的地形效应干扰^[11],对植被指数的稳定性与准确性造成影响。

近年来,不同地形条件下FVC的提取方法成为研究热点,相关研究不断深化对地形异质性、空间分辨率及驱动因素的理解。在地形复杂区域,不少研究在不同复杂地貌区开展相关研究,揭示了NDVI或FVC对强地形起伏与破碎地表的响应规律^[12-15]。王晓蕾等^[16]从流域尺度阐释植被覆盖随自然地理梯度变化的特点。针对分辨率对地形适应能力的影响,余智超等^[17]系统比较了10~500 m多源NDVI产品在丘陵地貌区的表现指出,分辨率差异与地表异质性共同影响FVC空间细节的表达;TAO等^[18]通过耦合植被生长模型增强时空融合的稳定性,提升连续监测的可用性;皮新宇等^[19]基于多源数据融合提高高分辨率FVC的可推广性;ANEES等^[20]利用MODIS NDVI与夜间灯光指数开展大尺度植被动态监测,为低成本、跨区域业务化应用提供参考。

总体来看,现有研究在复杂地形适应性与成本效益方面均取得重要进展,但仍多侧重于单一指数或特定分辨率,缺乏面向水土保持业务化需求的、从米级至亚公里级的跨尺度系统性对比研究。特别是在南

方丘陵地貌区,如何在空间细节表达、地形敏感性、数据可获取性与处理效率之间取得平衡,仍是当前监测体系面临的关键挑战。因此,有必要建立一种兼具地形适应性强、数据获取成本低、处理流程可推广的FVC提取方案,以支撑水土保持的长期业务化监测。

基于此,本研究选取地貌破碎、坡向差异显著且长期作为国家南方红壤水土保持示范区的长汀县作为研究对象,通过系统对比2~500 m 6种分辨率遥感数据,探讨尺度效应对植被指数与FVC计算的影响;并对比NDVI、EVI2、NDMVI、TAVI和SEVI 5种指数在南方丘陵区的地形适应性与稳定性。同时结合无人机3 cm高精度数据开展验证,评估不同指数与不同分辨率的综合表现,优选兼顾空间细节、处理效率与业务化可行性的最优FVC遥感方案。研究成果可为区域土壤侵蚀模型参数化、南方丘陵区水土保持业务化监测及“长汀经验”在更大范围的推广应用提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于福建省龙岩市长汀县(25°18′~26°02′N, 116°00′~116°40′E),是典型的南方红壤丘陵区,全县地形以低山丘陵为主,地貌破碎、坡向差异明显,坡度分布跨度大(0°~35°),15°~25°与8°~5°坡度等级面积占比超过全县总面积的65%^[21],起伏强烈的地形为植被指数的地形敏感性研究提供典型情境。

长汀县属中亚热带季风湿润气候,雨热同期、降水集中,使得裸地及低覆盖地类在历史上极易发生水土流失,是我国南方水土保持治理的重要示范县。2022年林地占比超过80%,以常绿针阔混交林为主,耕地比例相对较低,约8%,整体呈现以林地为主的植被覆盖格局。

为分析植被覆盖度在不同地形与尺度条件下的适用性,本研究在县域内选取1个具有代表性的丘陵典型区域(图1),能够反映长汀丘陵区复杂地形背景下植被指数响应差异。此外,还选取3个无人机验证

小区域获取 3 cm 高分辨率数据,以支撑多源数据间的精度验证工作。

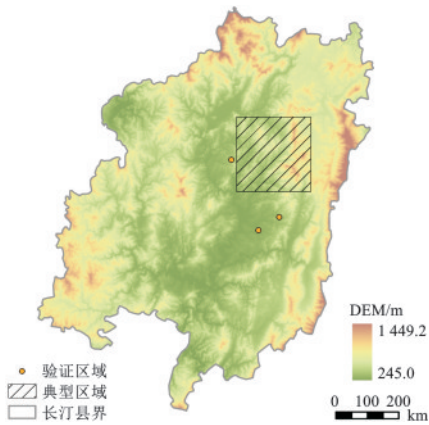


图 1 研究区地理位置
Fig.1 Geographical location of study area

1.2 数据来源

采用 2~500 m 6 类空间分辨率的遥感影像,并结合无人机 3 cm 数据及辅助的土地利用数据。所有数据均统一采用 WGS 1984 UTM Zone 50N 坐标系。数据来源及用途见表 1,无人机多光谱波段信息见表 2。

1) Sentinel-2 MSI 10 m 数据、Landsat-8/9 OLI 30 m 数据、MODIS 250、500 m 数据都是通过 Google

Earth Engine(GEE)云平台获取开源的 2022 年 4 月的地表反射率产品,分别利用红光和近红外波段计算 5 种植被指数。

2) GF-1 PMS 2 m 数据和 GF-1 WFV 16 m 数据是从中国资源卫星应用中心 (<https://data.cresda.cn/>) 获取的 2022 年 4 月的多光谱影像。经辐射定标、大气校正、正射校正后生成地表反射率产品,其中 2 m 数据作为所有分辨率数据空间配准的基准。

3) 无人机 3 cm 多光谱数据 (DJI Phantom 4 Multispectral) 于 2022 年 9 月在长汀县小范围地块实地采集,飞行航高约为 70 m,包含蓝、绿、红、红边与近红外 5 个波段。使用 DJI Terra 对影像进行拼接,并通过反射率为 0.5 的标准定标板进行辐射校正。最终影像用于验证不同分辨率与指数的 FVC 计算精度。

考虑到不同采集时间可能带来的物候差异,本研究对主要地类特征进行分析。长汀县以常绿针阔混交林和常绿灌木为主,其光谱特征在春秋季节差异较小;建设用地等非植被地表受季节影响有限。耕地虽存在一定物候变化,但面积比例较低(约 8%),对整体验证影响较小。因此,无人机 9 月获取的 3 cm 多光谱影像在植被覆盖区域与 4 月获取的卫星数据具有可比性,可用于本研究中不同分辨率与植被指数计算的 FVC 精度验证。

表 1 研究数据
Table 1 Research data

数据名称	获取时间	空间分辨率	数据来源	用途
Sentinel-2 MSI	2022 年 4 月	10 m	GEE 平台	植被指数构建
Landsat-9OLI	2022 年 4 月	30 m	GEE 平台	植被指数构建
MOD09Q1(地表反射率)	2022 年 4 月	250 m	GEE 平台	植被指数构建
MOD13A1(地表反射率)	2022 年 4 月	500 m	GEE 平台	植被指数构建
GF-1 PMS 多光谱数据	2022 年 4 月	2 m	中国资源卫星应用中心	植被指数构建/配准基准
GF-1 WFV 多光谱数据	2022 年 4 月	16 m	中国资源卫星应用中心	植被指数构建
无人机多光谱数据	2022 年 9 月	3 cm	大疆 P4M 多光谱无人机	植被提取/精度验证
土地利用数据	2022 年	10 m	福建省水土保持试验站	辅助判断

表 2 大疆 P4M 多光谱相机波段信息
Table 2 Spectral band information of DJI P4M multispectral camera

波段	中心波长/nm	波长宽度/nm
蓝波段	450	32
绿波段	560	32
红波段	650	32
红边波段	730	32
近红外波段	840	52

1.3 研究方法

1.3.1 不同植被指数计算方法 本文选取具有代表性的植被指数(VI)进行对比分析,计算公式为:

1) 归一化植被指数 NDVI(normalized difference vegetation index)^[22]:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \tag{1}$$

2) 增强型植被指数 EVI2(enhanced vegetation index 2)^[23]:

$$EVI2 = \frac{2.5 \times (NIR - R)}{NIR + 2.4 \times R + 1} \quad (2)$$

3)归一化差值山地植被指数 NDMVI(normalized difference mountain vegetation index)^[24]:

$$NDMVI = \frac{(NIR - R) + (R_{min} - NIR_{min})}{(NIR + R) - (R_{min} + NIR_{min})} \quad (3)$$

4)地形调节植被指数 TAVI(topography-adjusted vegetation index)^[25]:

$$TAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} + f(\Delta) \frac{M_r - R}{R} \quad (4)$$

5)阴影消除植被指数 SEVI(shadow-eliminated vegetation index)^[26]:

$$SEVI = \frac{NIR}{R} + f(\Delta) \times \frac{1}{R} \quad (5)$$

式中:R、NIR分别为红光与近红外波段反射率; R_{min} 、 NIR_{min} 为研究区反射率最小值; M_r 为研究区内红光

最大反射率; $f(\Delta)$ 为地形调节因子,需要根据实际地形地貌情况选择。其中NDVI和EVI2没有进行地形校正,而NDMVI、TAVI和SEVI考虑了地形影响。

1.3.2 FVC 计算方法 植被覆盖度 FVC(fractional vegetation cover)^[27]采用改进的像元二分模型:

$$FVC = \frac{VI - VI_{soil}}{VI_{veg} - VI_{soil}} \quad (6)$$

式中:VI为各植被指数; VI_{soil} 和 VI_{veg} 分别通过累积频率法确定,参考相关研究^[28-29],取对应5%和95%分位数,根据实际情况进行调整。

1.3.3 精度评价指标 为系统评价不同分辨率与植被指数组合的FVC反演精度,采用4类常用的定量评价指标(表3):平均绝对误差(MAE)、偏差(Bias)、均方根误差(RMSE)和决定系数(R^2)。这些指标广泛应用于遥感反演精度评估中,可从误差幅度、系统性偏移与拟合程度等方面综合反映方案效果。

表 3 评价指标公式及用途
Table 3 Formulas and applications of evaluation indices

指标	计算公式	用途
MAE	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{y}_i - y_i $	用于反映模型预测误差的平均水平,能有效表征整体误差规模 ^[30]
Bias	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)$	用于衡量预测结果相对于参考值的系统性偏移,反映是否存在整体高估或低估趋势 ^[31]
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}$	综合反映误差大小与稳定性,对较大偏差更敏感,是遥感精度验证中最常用的指标之一 ^[32]
R^2	$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$	描述预测值与真实值的一致性和拟合优度,用于衡量模型的解释能力 ^[33]

2 结果与分析

2.1 不同空间分辨率植被指数空间特征对比

基于长汀县典型区域的2022年4月不同分辨率遥感数据,系统对比5种植被指数在6种空间分辨率下的空间分布特征(图2)。为在可视化对比中保持不同植被指数的空间特征可比性,本研究对各指数进行归一化处理,统一到 $[-1,1]$ 。

由图2可知,从影像色调来看,2 m数据能够体现较丰富的细节和低值区域,但同时存在噪声较多、高值区域显示相对弱化的情况。TAVI在2 m分辨率下低值区表现较为突出,无法充分反映植被空间分布特征,在该分辨率下,其地形调节因子在所有测试参数中为0时效果最佳,但若取0则公式与NDVI完全一致,无法体现TAVI特性,因此本文选择最接近0的0.01作为地形调节因子。10、16 m分辨率的植被指数在色彩表现和空间细节的平衡方面表现较为均衡。在30 m数据中,NDMVI和TAVI在部分受地形

阴影影响的区域表现出一定调节效果,即减少阴坡和阳坡值的差异,使指数在不同坡向上的表现更为一致;SEVI则呈现低值略被突出、高值略被抑制的趋势。在250、500 m低分辨率数据中,由于混合像元效应,地物边界模糊,500 m分辨率的SEVI甚至出现像素间噪点过多、像素混乱的情况。

2.2 不同分辨率FVC空间特征对比

图3为基于图2计算得到的长汀县典型区域FVC空间分布。从空间特征来看,2 m分辨率FVC产品能够呈现更多细节,但整体值偏低,局部高值与低值的对比略受噪声影响。250 m及以上分辨率的FVC产品出现数值波动幅度增大、不同植被指数间差异较明显的现象,低分辨率下空间细节损失较为显著,使局部特征表现相对不稳定。相比之下,10、16 m分辨率计算的FVC产品在中高植被覆盖区域能够提供较为可靠的估算结果,尤其是10 m分辨率基于NDVI、EVI2和NDMVI计算的FVC,数值分布更集中,一致性更高。

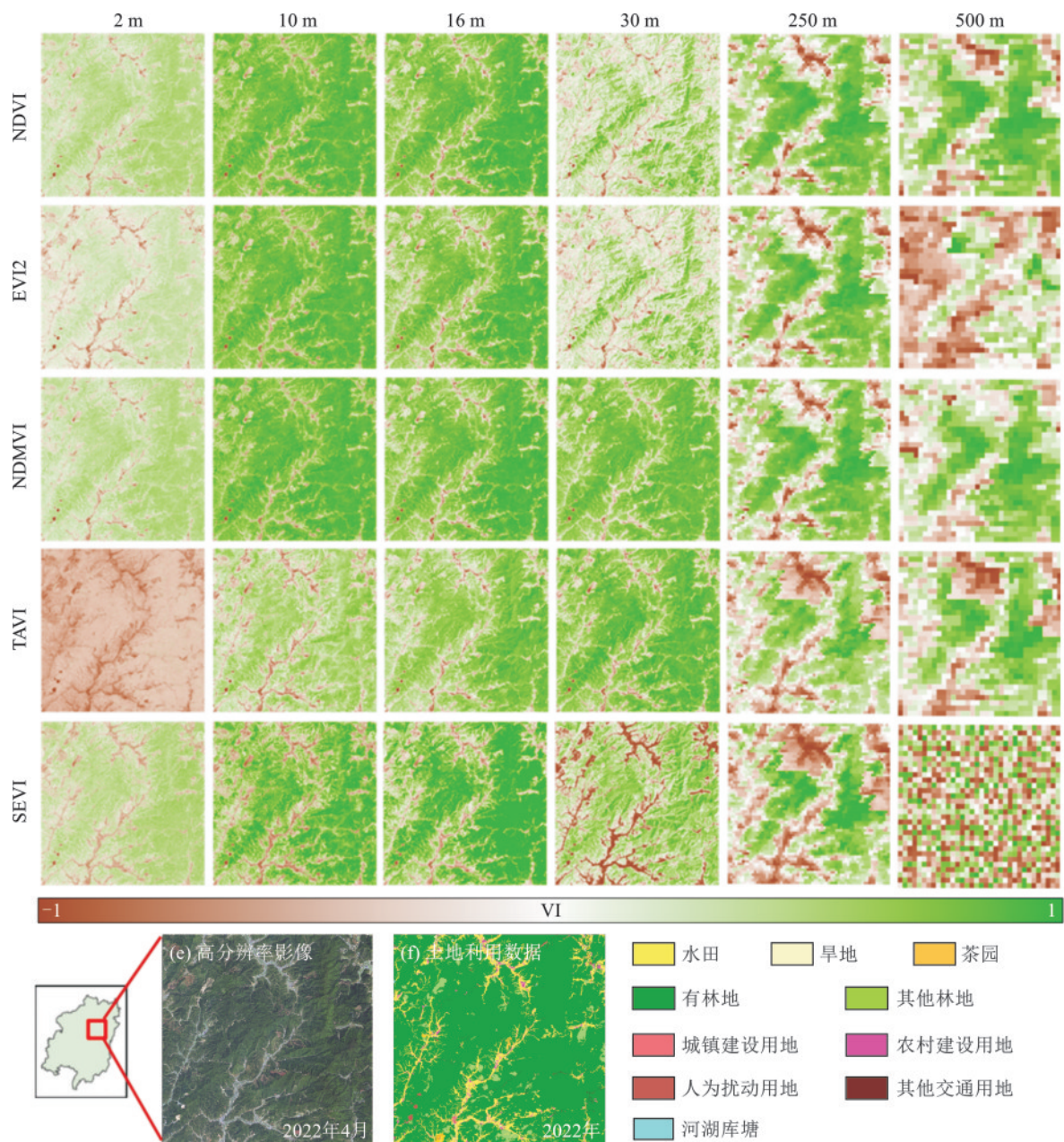


图 2 长汀县典型区域不同空间分辨率植被指数

Fig.2 Vegetation indices of typical areas in Changting County at different spatial resolutions

通过对图 3 制作箱线图,进一步分析不同分辨率下各植被指数计算得到FVC的数值分布特征。由图 4a 可知,2 m 分辨率各指数 FVC 平均值集中在 0.5,明显低于其他分辨率;10、16 m 分辨率数值分布相对合理,平均值为 0.8。30 m 及更低分辨率开始出现数值波动幅度增大的现象,平均值为 0.3~0.8,箱体长度增加,数据分散程度提升,说明低分辨率下局部估算的不确定性增大。由图 4b 可知,NDVI、EVI2 和 NDMVI 在 2、10、16 m 分辨率下的 FVC 取值区间相近,中位数差异较小,表现出较高的一致性,其中 10 m NDVI 的 FVC 值域非常集中,离散程度最小。30 m 及更低分辨率下,三者的取值浮动显著(浮动范围最大达到 0.24),数据稳定性下降。相比之下,TAVI

和 SEVI 在各分辨率下均表现出箱体较长、数据点分散的特征,上下须较长,接近值域两端的值所占百分比比较高。

5 种植被指数在本研究区表现出明显优缺点:NDVI 在中低覆盖区域表现稳定,但在高覆盖度植被中易出现饱和现象;EVI2 能在高覆盖区保持较好的线性响应,但对噪声和影像前处理的依赖更强;NDMVI 通过利用红光最大值进行归一化,对地形阴影表现出相对稳健性;TAVI 在高分辨率(如 2 m)数据中更易受噪声与像元波动影响,低值区表现突出;SEVI 由于其计算结构,在本区呈现较高的离散性。

总体来看,10、16 m NDVI、EVI2、NDMVI 所计算的 FVC 在空间细节与值域分布方面表现良好。

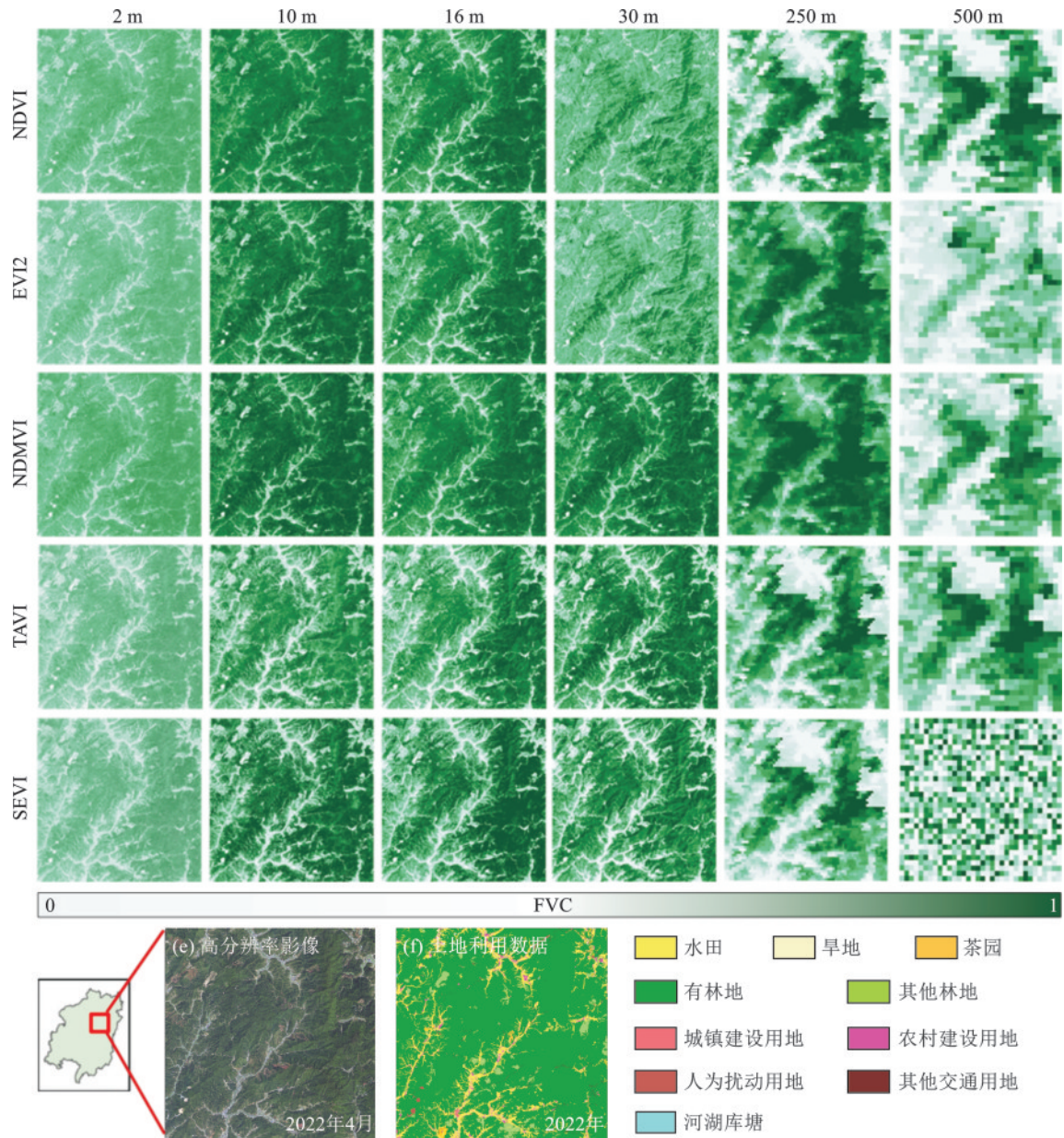


图 3 长汀县典型区域不同空间分辨率 FVC

Fig.3 FVC of typical areas in Changting County at different spatial resolutions

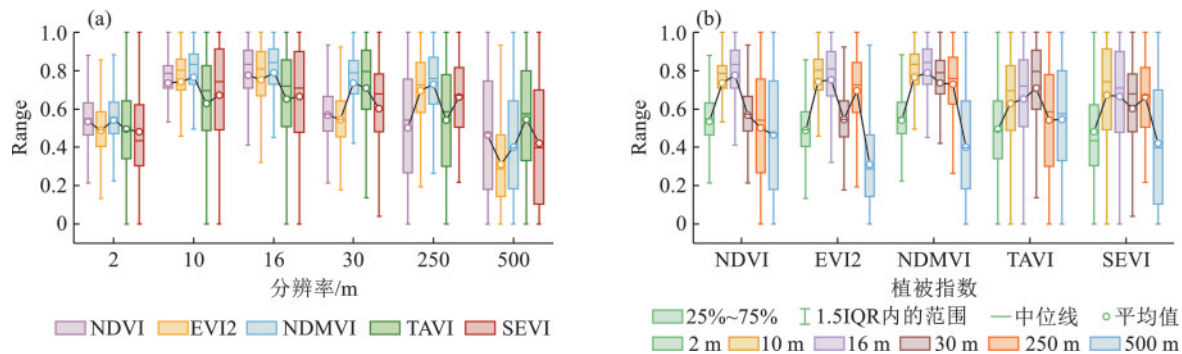


图 4 长汀县典型区域 FVC 箱线图

Fig.4 Box plots of FVC for typical areas in Changting County

2.3 校正地形因素对植被覆盖度的影响

2.3.1 顾及地形影响的不同 VI 对比分析 通过对比图 2~图 4 中未经地形校正的 NDVI、EVI2 与经过校正的 NDMVI、TAVI、SEVI 的表现,可以得出:

1) NDMVI 在较多分辨率下展现出稳定的地形校正效果。从 10~30 m, NDMVI (图 2 第 3 行) 的色彩最为统一, 阴坡和阳坡的数值差异较小, 消除地形阴影的效果较为显著, 使不同坡向的 FVC 值趋于一

致(图 3 第 3 行)。这种稳定性在箱线图(图 4b)中表现为 NDMVI 的值域范围较为集中,离散程度较小。

2)TAVI 的地形校正效果介于校正和未校正指数之间(图 2 第 4 行)。在 10~30 m 分辨率内,色彩变化连续,地形校正效果起伏不定,其 30 m 阴坡与阳坡的植被指数差异明显小于未校正的 NDVI 和 EVI2,阴阳坡色彩差异较小,而 10 m 与 16 m 的校正效果却劣于未校正指数。

3)SEVI 的地形校正效果在不同分辨率下表现出显著差异(图 2 第 5 行)。16 m 是 SEVI 地形校正效果最好的分辨率,能够有效消除阴影影响且保持植被梯度特征;10 m 分辨率则略逊于 16 m。在其他分辨率下,SEVI 的校正效果与未校正指数差距较小。此外,TAVI 和 SEVI 计算中的地形调节因子,需根据不同坡度和分辨率调整最优参数,在地形坡度变化较大区域的应用受到限制,不利于更大范围的推广应用。

4)未考虑地形校正的 NDVI 和 EVI2 体现出一定程度的地形影响(图 2 第 1~2 行)。由图 3 可知,NDVI 和 EVI2 在 30 m 分辨率时阴阳坡差异最大可达 0.2 以上。然而,二者 10 m 分辨率在不同坡向上的数值差异明显小于其他分辨率。图 4a 中 NDVI 和 EVI2 中高分辨率(2~30 m)的值域分布也较窄,使 10 m NDVI 在保持高空间细节的同时,地形阴影的干扰不太显著。

2.3.2 分辨率对地形效应的影响 结合图 2~图 4 综合分析发现,地形效应的表现与数据分辨率之间存在明显的尺度依赖特征,这种依赖关系主要体现在 3 个方面:

1)中高分辨率数据(2~16 m)地形对 VI 的影响具有明显的尺度特征。从图 2 左 3 列可以看出,2 m 分辨率虽然能够识别微地形特征,但由于噪声干扰较大,反而放大大局部地形的影响(图 2 第 1 列)。10 m 分辨率既能准确捕捉田埂、沟壑等典型地形特征,又能有效抑制噪声干扰。16 m 分辨率在保持较好地形识别能

力的同时,开始出现细微地形特征的平滑现象。

2)30 m 分辨率展现出独特的地形敏感特性。该分辨率正处于像元混合效应的临界状态,从图 2 第 4、5 列可见,地形阴影的影响被显著放大。这种特性使其成为研究地形效应的敏感尺度,各指数在该分辨率下的校正效果差异最为明显(图 3)。

3)低分辨率数据(250~500 m)的地形表达能力存在根本性制约。当像元尺寸接近地形起伏尺度时,数据已无法准确反映真实的地形变化。从图 3 右 2 列可见,250 m 分辨率开始出现明显的地形信息丢失,500 m 分辨率则严重失去地形表达能力。

地形校正效果的对比显示,NDMVI 在大多数分辨率下具有较好的地形稳健性,但 10 m NDVI 在未进行地形校正的情况下,其计算的 FVC 与 NDMVI 所计算的 FVC 差异较小。考虑到算法成熟度高、处理流程简洁、产品稳定性强,同时 10 m Sentinel-2 数据在空间分辨率、重访周期及与 5 m×20 m 径流小区尺度的匹配性方面具有实践优势,进一步增强其在区域监测中的适用性。

综合而言,10 m NDVI 所计算的 FVC 更适合用于红壤丘陵区的大范围水土保持监测。

2.4 无人机验证与精度评价

2.4.1 无人机不同分辨率 FVC 计算 利用验证区域内的无人机高精度影像提取植被和非植被区,通过计算不同大小像元内的植被占比,获得不同空间分辨率的 FVC。图 5 为 FVC 空间分布,最左侧 1 列为 3 cm 的无人机真彩色影像,第 2 列为 3 个区域的土地利用类型:a 区以林地和水田为主;b 区为林地与人为扰动用地;c 区以茶园种植区为主。第 3 列为植被与非植被区二值图。右侧依次展示基于二值图的 2、10、16、30 m 分辨率的无人机 FVC 计算结果,其中 2~16 m 都能良好地反映真实植被覆盖情况。

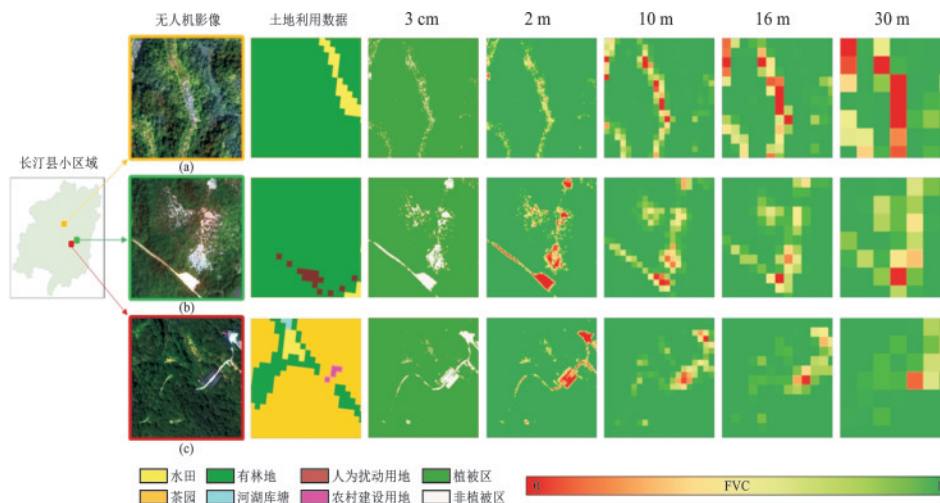


图 5 长汀县验证区域无人机不同空间分辨率 FVC

Fig.5 FVC at different spatial resolutions derived from UAV data in validation area of Changting County

2.4.2 FVC精度评价 图6为长汀县验证区域基于无人机数据的卫星不同分辨率FVC散点拟合结果。空间分辨率从2~30 m中,10 m分辨率达到最佳拟合效果。2 m分辨率下各植被指数的数据点分布较为分散,拟合效果较差。在10 m分辨率下,

NDVI与NDMVI的拟合效果最为接近, R^2 值较高,属于第1梯队,EVI2次之,表明在10 m分辨率下,NDVI和NDMVI在细节保留与噪声抑制之间实现最佳平衡,从而在相对精度和稳定性方面表现最佳。

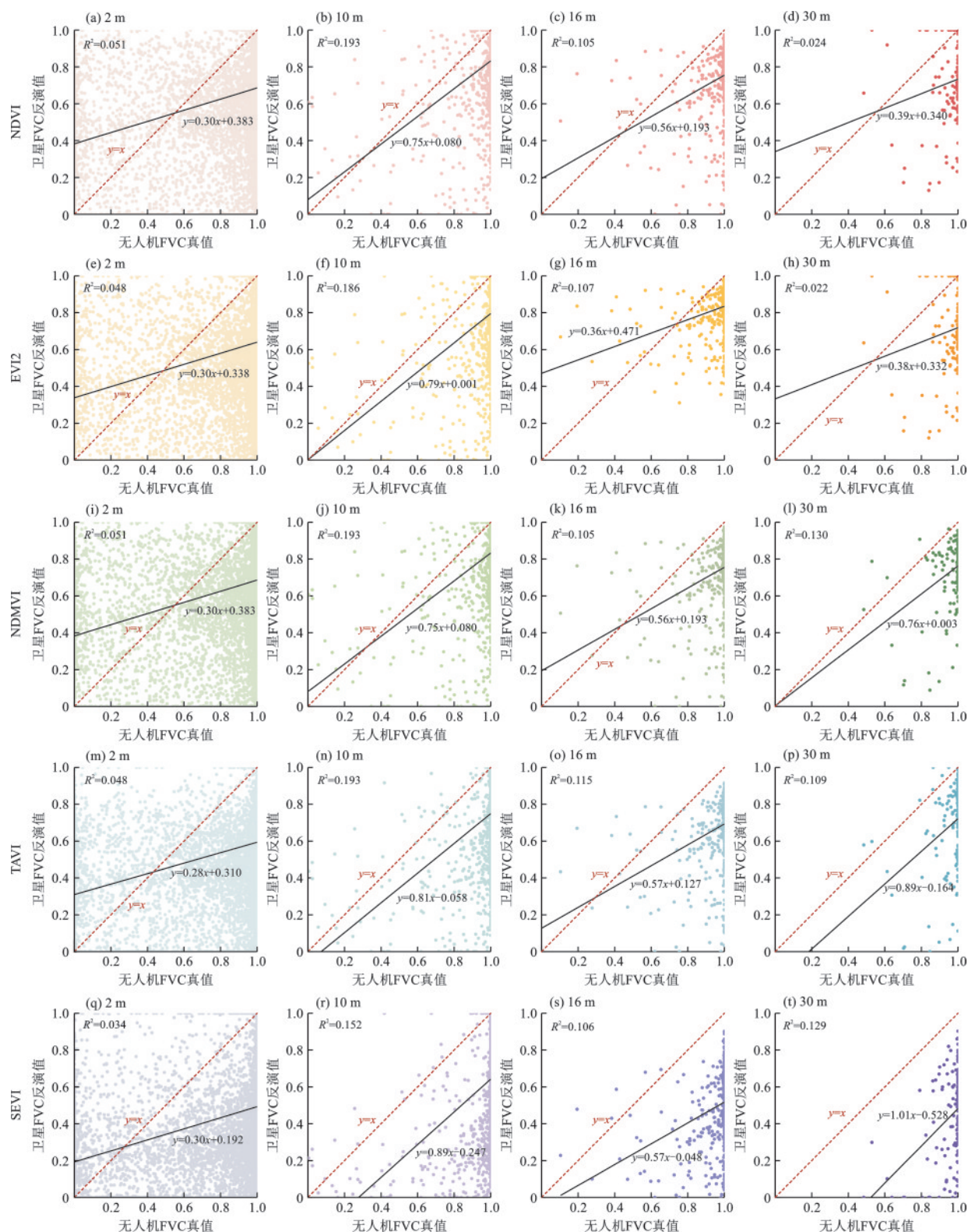


图6 无人机与卫星FVC散点拟合

Fig.6 Scatter plots with fitted regression lines between UAV-derived and satellite-derived FVC

根据表 4 的误差分析结果,16 m 分辨率下 EVI2 的 MAE 最低(0.158),其次为 10 m 分辨率的 NDVI 和 NDMVI(均为 0.175)。Bias 与之相似。在 RMSE 方面,16 m 分辨率整体表现最优,10 m 分辨率次之,其中 NDVI 在 10m 分辨率中 RMSE 最低。从 R^2 和散点分布来看,空间分辨率从 2~30 m 中,10 m 分辨率下 NDVI 和 NDMVI 的 FVC 其 R^2 达到峰值。此现象反映 10 m NDVI 和 NDMVI 所计算的 FVC 在细节保留与噪声抑制之间实现较好平衡,因此在多分辨率 FVC 计算中表现最优。

表 4 无人机实测与卫星估算 FVC 误差对照
Table 4 Comparison of FVC errors between UAV-measured and satellite-estimated data

分辨率/m	植被覆盖度 (FVC)	样本数 (N)	平均绝对误差 (MAE)	偏差 (Bias)	均方根误差 (RMSE)	决定系数 (R^2)
2	NDVI	30 000	0.310	-0.284	0.216	0.051
	EVI2	30 000	0.353	-0.330	0.223	0.048
	NDMVI	30 000	0.310	-0.284	0.216	0.051
	TAVI	30 000	0.395	-0.375	0.209	0.048
	SEVI	30 000	0.491	-0.477	0.265	0.034
10	NDVI	1 200	0.175	-0.157	0.201	0.193
	EVI2	1 200	0.210	-0.196	0.217	0.186
	NDMVI	1 200	0.175	-0.157	0.201	0.193
	TAVI	1 200	0.251	-0.243	0.216	0.193
	SEVI	1 200	0.358	-0.354	0.274	0.152
16	NDVI	507	0.239	-0.227	0.180	0.105
	EVI2	507	0.158	-0.139	0.115	0.107
	NDMVI	507	0.239	-0.227	0.180	0.105
	TAVI	507	0.296	-0.289	0.172	0.115
	SEVI	507	0.468	-0.465	0.181	0.106
30	NDVI	147	0.268	-0.241	0.217	0.024
	EVI2	147	0.282	-0.256	0.224	0.022
	NDMVI	147	0.234	-0.227	0.171	0.130
	TAVI	147	0.279	-0.273	0.220	0.109
	SEVI	147	0.519	-0.519	0.228	0.129

基于无人机影像的多分辨率 FVC 精度验证结果表明,在所有分辨率中,FVC 拟合效果在 10 m 处达到最佳。尽管误差评价结果的 R^2 值整体偏低(最高为 10 m 分辨率下 NDVI 和 NDMVI 的 0.193),但这主要源于传感器类型差异(多源卫星数据与无人机数据光谱响应不同)及数据采集季节差异(春季卫星影像与秋季无人机数据),对绝对精度造成一定影响。然而,基于相对比较原则,不同分辨率、不同植被指数之间的对比仍具有重要参考价值。

上述结果体现 10 m NDVI-FVC 在红壤丘陵区的稳定性与可靠性,可为植被覆盖监测与水土流失抑制评估提供坚实的数据支撑。

3 讨论

3.1 10 m 分辨率与 NDVI 组合在 FVC 提取中的优势机制

在多分辨率遥感数据的综合比较中,10 m 分辨

率与 NDVI 组合表现最优,主要因为其在空间细节表达、光谱稳定性与实际应用需求之间实现合理平衡。10 m 数据既能清晰呈现丘陵区耕地条带、林缘结构与低覆盖地表特征,又避免过高分辨率带来的纹理噪声放大问题,使空间信息表达保持在“适度精细”的区间。NDVI 具有算法简洁、跨传感器一致性强的优势,其红光与近红外组合在多源影像中具有较高稳定性,有利于跨尺度比较^[34]。

从我国土壤侵蚀径流小区的典型尺度看,常用试验地块面积与 Sentinel-2 的 10 m 像元尺度高度匹配,有利于在试验尺度与区域尺度之间实现平滑过渡,并兼顾空间分辨率与重访周期的应用需求。结合 GEE 平台可直接获取预处理数据的便利性,10 m NDVI 在精度、稳定性与可操作性上均表现出显著优势,是长汀县丘陵区开展植被覆盖度定量监测的高适配选择。

3.2 尺度效应与地形效应的耦合关系

在丘陵区的遥感应用中,尺度效应与地形效应往往共同作用于植被指数及FVC提取结果,其耦合表现直接影响数据的空间稳定性。结合图2最左列可看出,较高分辨率影像更易受到坡向、阴影与细碎植被结构的干扰,使局地光照差异被放大;较低分辨率则可能使地形异质性在像元内部被过度混合。10 m分辨率在二者之间取得适度平衡,既能保持一定的地形识别能力,又能减少过细分辨率带来的噪声,因此在丘陵地形下表现更为稳定。

地形校正指数虽能一定程度上补偿坡面亮度差异,但在以常绿林为主的区域中,由于冠层结构与光谱表现稳定,其优势并未明显超越NDVI。从图3左起2、3列结果表明,在本研究区域内,地形校正带来的改进小于分辨率匹配带来的影响,进一步说明影像空间分辨率是地形条件下影响FVC提取效果的关键因素。

3.3 无人机验证拟合精度偏低的原因分析

无人机影像用于验证卫星FVC时整体拟合度偏低(最高 R^2 仅0.193),主要源于无人机验证数据与卫星估算FVC的原理存在差异。无人机数据通过在厘米级影像上分割植被与非植被,并计算其在不同大小像元中的面积比例直接获得FVC;而卫星FVC则依赖VI计算,二者本质并非相同类型的FVC。

植被指数不仅反映植被覆盖情况,还受长势、叶面积、结构与含水量等冠层特征影响,因此对光谱响应非常敏感。本研究中无人机的红光与近红外带宽较宽(约52 nm),而部分卫星(如MODIS)使用相对较窄的带宽(最窄约20 nm),使得同一地物在不同数据源上的VI数值不完全一致,进一步造成基于VI计算的FVC与无人机面积比例FVC出现偏差。

无人机为厘米级,而卫星为米级到百米级,二者空间分辨率差异带来的混合像元效应是导致拟合度偏低的重要因素。相较于高分辨率无人机影像的植被斑块边界清晰,而同一位置在卫星影像中常包含多种地物类型而形成混合像元,点对点对应关系难以严格一致,从而更易放大局部区域的拟合偏差。

季节差异也对验证结果产生一定影响。尽管本文无人机与卫星数据分别获取于同年9月与4月,但该因素在长汀县影响相对有限。研究区林地占比超过80%,以常绿树种为主,季节变化较小;耕地虽存在较明显物候差异,但面积占比约8%,整体影响有限。

总体而言,较低的拟合度主要反映“面积比例型FVC”与“光谱指数型FVC”之间的获取机制差异,而非卫星FVC的不可用性。基于相对性比较,10 m

NDVI的FVC提取在林地主导的丘陵区仍表现出较好的稳健性与跨时相一致性,能够满足区域植被监测与生态评估的应用需求。

4 结论

1)多分辨率植被指数与FVC提取结果表明,10 m分辨率在空间细节保留、指数稳定性和数据预处理效率之间实现较佳平衡,能够较完整地呈现南方丘陵区植被格局,为后续业务化监测提供适宜的数据基础。

2)5种植被指数在本研究区的差异主要由光谱敏感性与指数结构决定。NDVI表现稳定且兼具简洁性,尽管不同平台的光谱带宽、辐射差异与空间尺度不一致性会引入系统性偏差,综合对比后NDVI是最适合大范围计算FVC的指数。

3)地形校正对比显示,NDMVI在多数分辨率下具有较好的地形稳健性,但10 m NDVI在未校正情况下已能达到与NDMVI接近的效果。结合Sentinel-2的分辨率、时相与业务应用优势,10 m NDVI-FVC为丘陵区区域监测的最优选择。

4)无人机FVC精度验证结果表明,卫星FVC在10 m NDVI下取得最佳精度($R^2=0.193$, MAE=0.175),相对趋势稳定。尽管受传感器带宽与采集时相差异影响,绝对精度有限,但10 m NDVI-FVC仍在一致性、稳定性与大范围适用性方面最优,可为丘陵区水土保持监测提供可靠支撑。

在多云雨南方地区,同时期不同分辨率光学遥感数据获取难度较大,本文研究区相对较小,无人机验证区也比较有限,不同分辨率和不同指数计算FVC的方案还需要在南方丘陵区进行更广和更多区域开展试验和验证。

参考文献:

- [1] SARTORI M, FERRARI E, M'BAREK R, et al. Remaining loyal to our soil: A prospective integrated assessment of soil erosion on global food security[J]. *Eco-logical Economics*, 2024, 219: e108103.
- [2] 郎燕,刘宁,刘世荣.气候和土地利用变化影响下生态屏障带水土流失趋势研究[J]. *生态学报*, 2021, 41(13): 5106-5117.
- LANG Y, LIU N, LIU S R. Changes in soil erosion and its driving factors under climate change and land use scenarios in Sichuan-Yunnan-Loess Plateau region and the southern hilly mountain belt, China [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(13): 5106-5117.
- [3] 王培俊,刘旗,孙煌,等.南方红壤水土流失区生态系统服务价值时空变化研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(5): 219-228.

- WANG P J, LIU Q, SUN H, et al. Temporal and spatial variation of ecosystem service values in red soil erosion areas in south China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 219-228.
- [4] 曾令建, 杨振奇, 秦富仓, 等. 植被覆盖变化与水土保持演变空间异质性研究[J]. 水土保持学报, 2023, 37(5): 178-188.
- ZENG L J, YANG Z Q, QIN F C, et al. Spatial heterogeneity of vegetation cover change and soil conservation evolution[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2023, 37(5): 178-188.
- [5] 陈朝良, 赵广举, 穆兴民, 等. 基于RUSLE模型的湟水流域土壤侵蚀时空变化[J]. 水土保持学报, 2021, 35(4): 73-79.
- CHEN C L, ZHAO G J, MU X M, et al. Spatial-temporal change of soil erosion in Huangshui watershed based on RUSLE model[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021, 35(4): 73-79.
- [6] 吴淑芳, 张彪, 石学瑾, 等. FLUS-CSLE模型预测黄土高原典型流域不同土地利用变化情景土壤侵蚀[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 83-92.
- WU S F, ZHANG B, SHI X J, et al. Prediction of soil erosion under different land uses in the typical watershed of the Loess Plateau based on FLUS-CSLE model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(24): 83-92.
- [7] 陈仕军, 黄元章, 谭定光, 等. 基于CA-Markov模型的巴东县土壤侵蚀预测及空间驱动力分析[J]. 中国水土保持科学, 2025, 23(1): 222-232.
- CHEN S J, HUANG Y Z, TAN D G, et al. Prediction and spatial driving force analysis of soil erosion in Badong county based on CA-Markov model[J]. Science of Soil and Water Conservation, 2025, 23(1): 222-232.
- [8] 陈建军, 黄莹, 赵许宁, 等. 黄河源区高寒草地植被覆盖度反演模型精度评价[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(15): 37-45.
- CHEN J J, HUANG Y, ZHAO X N, et al. Accuracy evaluation of vegetation coverage inversion model for alpine grassland in the source region of the Yellow River[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(15): 37-45.
- [9] 范闻捷, 彭乃杰, 曹彪, 等. 高空间分辨率植被定量遥感研究进展[J]. 遥感学报, 2025, 29(6): 1365-1387.
- FAN W J, PENG N J, CAO B, et al. Progress in high spatial resolution vegetation quantitative remote sensing[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29(6): 1365-1387.
- [10] 池浩然, 李映雪, 吴芳, 等. 冬小麦叶片SPAD遥感探测的光谱尺度效应[J]. 农业工程学报, 2025, 41(2): 196-205.
- CHI H R, LI Y X, WU F, et al. Spectral scale effects on the optical estimation of winter wheat leaf SPAD value[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(2): 196-205.
- [11] 吴志杰, 何国金, 黄绍霖, 等. 南方丘陵区植被覆盖度遥感估算的地形效应评估[J]. 遥感学报, 2017, 21(1): 159-167.
- WU Z J, HE G J, HUANG S L, et al. Terrain effects assessment on remotely sensed fractional vegetation cover in hilly area of southern China[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(1): 159-167.
- [12] 张家政, 李崇贵, 王涛. 黄土高原植被覆盖时空变化及原因[J]. 水土保持研究, 2022, 29(1): 224-230.
- ZHANG J Z, LI C G, WANG T. Dynamic changes of vegetation coverage on the Loess Plateau and its factors[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2022, 29(1): 224-230.
- [13] ZHAO X Y, TAN S C, LI Y P, et al. Quantitative analysis of fractional vegetation cover in southern Sichuan urban agglomeration using optimal parameter geographic detector model, China[J]. Ecological Indicators, 2024, 158: e111529.
- [14] 侯志雄, 井长青, 陈宸, 等. 近20 a新疆北疆天然草地植被覆盖度时空变化及其与气象因子的关系[J]. 新疆农业科学, 2023, 60(2): 464-471.
- HOU Z X, JING C Q, CHEN C, et al. Spatiotemporal variation of vegetation coverage of natural grassland in northern Xinjiang in recent 20 years and its relationship with meteorological factors[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2023, 60(2): 464-471.
- [15] 沈贝贝, 魏一博, 马磊超, 等. 内蒙古草原植被覆盖度时空格局变化及驱动因素分析[J]. 农业工程学报, 2022, 38(12): 118-126.
- SHEN B B, WEI Y B, MA L C, et al. Spatiotemporal changes and drivers of fractional vegetation cover in Inner Mongolia grassland of China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(12): 118-126.
- [16] 王晓蕾, 石守海, 陈江朝霞. 黄河流域植被覆盖度变化及驱动因素[J]. 中国环境科学, 2022, 42(11): 5358-5368.
- WANG X L, SHI S H, CHEN J. Change and driving factors of vegetation coverage in the Yellow River basin[J]. China Environmental Science, 2022, 42(11): 5358-5368.
- [17] 余智超, 金时来, 李琳, 等. 不同空间分辨率遥感数据对水土流失区植被覆盖度的影响: 以福建省长汀县为例[J]. 亚热带水土保持, 2025, 37(3): 7-10.
- YU Z C, JIN S L, LI L, et al. The influence of remote sensing data with different spatial resolutions on fractional vegetation cover in soil erosion areas: Case study of Changting County, Fujian Province[J]. Subtropical Soil and Water Conservation, 2025, 37(3): 7-10.
- [18] TAO G F, JIA K, WEI X Q, et al. Improving the spatiotemporal fusion accuracy of fractional vegetation cover

- in agricultural regions by combining vegetation growth models[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 101: e102362.
- [19] 皮新宇, 曾永年, 贺城墙. 融合多源遥感数据的高分辨率城市植被覆盖度估算[J]. *遥感学报*, 2021, 25(6): 1216-1226. PI X Y, ZENG Y N, HE C Q. Estimating urban vegetation coverage on the basis of multisource remote sensing data and temporal mixture analysis[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(6): 1216-1226.
- [20] AHMAD ANEES S, ZHANG X L, SHAKEEL M, et al. Estimation of fractional vegetation cover dynamics based on satellite remote sensing in Pakistan: A comprehensive study on the FVC and its drivers[J]. *Journal of King Saud University - Science*, 2022, 34(3): e101848.
- [21] 陈森, 汪小钦, 林敬兰, 等. 土地利用和植被覆盖变化对长汀县30多年土壤侵蚀变化的定量影响[J]. *水土保持学报*, 2023, 37(5): 168-177. CHEN M, WANG X Q, LIN J L, et al. Quantitative effects of land use and vegetation cover changes on soil erosion in Changting County in recent 30 years[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2023, 37(5): 168-177.
- [22] 郭锐. 植被指数及其研究进展[J]. *干旱气象*, 2003, 21(4): 71-75. GUO N. Vegetation index and its advances[J]. *Journal of Arid Meteorology*, 2003, 21(4): 71-75.
- [23] JIANG Z Y, HUETE A, DIDAN K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(10): 3833-3845.
- [24] 吴志杰, 徐涵秋. 卫星影像数据构建山地植被指数与应用分析[J]. *地球信息科学学报*, 2011, 13(5): 656-664. WU Z J, XU H Q. A new index for vegetation enhancements of mountainous regions based on satellite image data[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2011, 13(5): 656-664.
- [25] 江洪, 何国金, 黄海明, 等. 基于波段比模型的地形调节植被指数组合算法构建与验证[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(5): 156-161. JIANG H, HE G J, HUANG H M, et al. Construction and validation of combination model of topography-adjusted vegetation index based on band-ratio model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(5): 156-161.
- [26] 江洪, 袁亚伟, 王森. 阴影消除植被指数(SEVI)去除地形本影和落影干扰的性能评估与应用[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(12): 1977-1986. JIANG H, YUAN Y W, WANG S. Shadow-eliminated vegetation index (SEVI) for removing terrain shadow effect: Evaluation and application[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2019, 21(12): 1977-1986.
- [27] 李苗苗, 吴炳方, 颜长珍, 等. 密云水库上游植被覆盖度的遥感估算[J]. *资源科学*, 2004, 26(4): 153-159. LI M M, WU B F, YAN C Z, et al. Estimation of vegetation fraction in the upper basin of Miyun Reservoir by remote sensing[J]. *Resources Science*, 2004, 26(4): 153-159.
- [28] 赵安周, 田新乐. 基于GEE平台的1986—2021年黄土高原植被覆盖度时空演变及影响因素[J]. *生态环境学报*, 2022, 31(11): 2124-2133. ZHAO A Z, TIAN X L. Spatiotemporal evolution and influencing factors of vegetation coverage in the Loess Plateau from 1986 to 2021 based on GEE platform[J]. *Ecology and Environmental Sciences*, 2022, 31(11): 2124-2133.
- [29] 宋梦来, 陈海涛, 丁晗, 等. 1990—2020年天津市植被覆盖度时空演变特征及影响因素分析[J]. *水土保持研究*, 2023, 30(1): 154-163. SONG M L, CHEN H T, DING H, et al. Temporal and spatial variation characteristic and influencing factors of vegetation coverage in Tianjin during 1990—2020[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2023, 30(1): 154-163.
- [30] WILLMOTT C J, MATSUURA K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance[J]. *Climate Research*, 2005, 30(1): 79-82.
- [31] ZHAO Y, CHEN X Q, SMALLMAN T L, et al. Characterizing the error and bias of remotely sensed LAI products: An example for tropical and subtropical evergreen forests in south China[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(19): e3122.
- [32] CHAI T, DRAXLER R R. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? : Arguments against avoiding RMSE in the literature[J]. *Geoscientific Model Development*, 2014, 7(3): 1247-1250.
- [33] LEGATES D R, MC CABE G J. Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation[J]. *Water Resources Research*, 1999, 35(1): 233-241.
- [34] MARTÍNEZ PRENTICE R, VILLOSLADA M, WARD R D, et al. Synergistic use of Sentinel-2 and UAV-derived data for plant fractional cover distribution mapping of coastal meadows with digital elevation models[J]. *Biogeosciences*, 2024, 21(6): 1411-1431.