

多尺度山地植被总初级生产力遥感估算中的误差来源解析

谢馨瑶¹, 李爱农^{1,2}, 田洁¹, 邬昌林¹

1. 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所 数字山地与遥感应用中心, 成都 610041;

2. 王朗山地遥感四川省野外科学观测研究站, 绵阳 621000

摘要: 山地生态系统是陆地重要的贮碳库, 准确估算山地植被总初级生产力GPP (Gross Primary Productivity) 可进一步认知陆地植被对全球气候变化的反馈作用。然而, 现有植被GPP遥感产品常忽略地形对光合作用过程的控制作用和亚像元空间异质性, 分别导致了“地形误差”和“空间尺度误差”。本文以四川王朗国家级自然保护区为例, 重点解析高(30 m)、中(480 m)、低(960 m)空间分辨率下山地植被GPP遥感估算中的误差来源。结果表明: 不同地形条件模拟下的多尺度植被GPP呈现出明显的空间差异(区域均值差距高达 $198 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$), 说明忽略山地环境的特殊性将对GPP遥感估算结果造成较大偏差; 植被GPP遥感估算地形误差随着空间分辨率的降低呈现减小的趋势, 高空间分辨率下的地形误差不容忽视(区域偏差高达 $200 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$)。其中, 未考虑水分重分配导致山地植被GPP空间分布存在较大不确定性(均方根误差为 $402 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$), 因此土壤水分模拟精度的提升将有助于进一步改善山地高空间分辨率植被GPP遥感产品。从植被GPP遥感估算空间尺度误差的角度来说, 研究发现其随着空间分辨率的降低呈现增大的趋势, 中、低空间分辨率下的尺度误差均不容忽视(分别为 $161 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $210 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$)。因此, 本文建议在多尺度山地植被GPP遥感估算中, 高空间分辨率产品应该重点关注地形效应, 中、低空间分辨率产品应该进一步消除空间尺度误差。本研究结果可为生产山地植被GPP遥感产品提供有益认知, 丰富山地定量遥感理论体系, 助力“双碳”目标。

关键词: 遥感, 植被总初级生产力, 山地生态系统, 多尺度, 地形误差, 空间尺度误差

中图分类号: P2

引用格式: 谢馨瑶, 李爱农, 田洁, 邬昌林. 2025. 多尺度山地植被总初级生产力遥感估算中的误差来源解析. 遥感学报, 29(1): 203–218
Xie X Y, Li A N, Tian J and Wu C L. 2025. Analysis of error sources in the multi-scale remote sensing estimation of mountain vegetation gross primary productivity. National Remote Sensing Bulletin, 29(1): 203–218 [DOI:10.11834/jrs.20243038]

1 引言

为积极应对全球气候变暖, 中国在第75届联合国大会提出“力争于2030年前二氧化碳排放达到峰值, 努力争取2060年前实现碳中和”的“双碳”目标。山地生态系统占陆地表面的24% (Kapos等, 2000), 是陆地重要的贮碳库, 其植被碳汇过程对全球气候变化具有重要的调节作用。作为生态学中衡量陆地生态系统固碳能力的重要指标, 植被总初级生产力GPP (Gross Primary Productivity)

描述了叶片通过光合作用途径固定的有机碳量。因此, 准确估算山地植被GPP对于理解山地生态系统功能结构及其对全球气候系统的反馈作用至关重要 (李爱农等, 2016a)。

一般来说, 植被GPP难以直接观测, 现有估值主要来源于涡度相关EC (Eddy Covariance) 技术和生态遥感模型。自90年代以来, 全球多个EC观测网络为生态系统相关研究提供了丰富的碳、水和能量等通量信息, 空间上覆盖了中国 (于贵瑞等, 2006)、亚洲 (Mizoguchi等, 2009)、美洲 (Novick

收稿日期: 2023-02-15; 预印本: 2023-04-25

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2020YFA0608702); 国家自然科学基金 (编号: 42471429, 42201418); 中国科学院、水利部成都山地灾害与环境研究所科研项目 (编号: IMHE-ZYTS-05); 四川省科技计划 (编号: 2024NSFSC0794); 中国博士后项目 (编号: 2021M700139, 2023T160627); 中国科学院青年促进会项目 (编号: 2023390)

第一作者简介: 谢馨瑶, 研究方向为山地植被定量遥感。E-mail: xinyaoxie@imde.ac.cn

通信作者简介: 李爱农, 研究方向为山地定量遥感。E-mail: ainongli@imde.ac.cn

等, 2018)、非洲 (Henry 等, 2011) 及欧洲 (Aubinet 等, 1999) 等。依托 EC 观测信息, 结合净生态系统交换 NEE (Net Ecosystem Exchange) 观测和生态系统呼吸 R_e (Ecosystem respiration) 估算值可进一步获取植被 GPP (下文中简称 EC GPP), 其中 R_e 估算值来自于光响应曲线 (Lasslop 等, 2010) 或 Lloyd-Taylor 温度途径 (Reichstein 等, 2005)。受观测条件、大气状态等因素影响, EC GPP 的空间代表性通常局限于中、高空间分辨率像元区域 (Chu 等, 2021; Kljun 等, 2015), 难以满足大区域上植被光合作用过程的监测需求。相比于 EC 技术, 遥感技术具有空间覆盖广和时间序列长等独特优势 (李新 等, 2008; 梁顺林 等, 2020)。Chen 等 (1999) 将冠层尺度光合作用过程机理与多尺度植被遥感信息耦合, 提出了全球首个生态遥感过程模型 BEPS (Boreal Ecosystem Productivity Simulator), 有效处理了多源多类型输入数据间的兼容性问题以及遥感数据应用中存在的时空尺度转换难题。随后, 利用多源遥感信息估算植被生产力引起了广泛关注 (刘良云和宋博文, 2022), 国内外发展了多种植被 GPP 遥感模型 (谢馨瑶 等, 2018; 袁文平等, 2014; Yuan 等, 2022), 在全球气候变化相关研究中发挥了重要作用 (Xie 等, 2020b)。

随着遥感对地观测技术和生态遥感模型机理的发展, 全球尺度上涌现了大量的植被 GPP 遥感数据产品, 其主要来源于: (1) 机器学习模型, 此类产品使用植被结构遥感参数 (如归一化植被指数、增强型植被指数和叶面积指数等) 和再分析气候数据驱动机器学习算法 (如人工神经网络、随机森林、多元自适应样条回归等), 从而将 EC GPP 从站点尺度升至全球尺度 (Jung 等, 2019; Tramontana 等, 2016); (2) 过程模型, 此类产品基于多源信息提取气候、生物和土壤等多类特征, 进一步追踪大气—植被—土壤连续体内的碳循环过程 (Slevin 等, 2017; Huntzinger 等, 2013; Zhang 等, 2019b); (3) 光能利用率模型, 此类产品以光能转换率为理论依据, 使用光合有效吸收辐射、最大光能利用率和环境胁迫来估算植被 GPP (Yuan 等, 2010; Zhang 等, 2017; Bi 等, 2022; Running 等, 2015); (4) 非机器学习的统计模型, 此类产品通过遥感信息 (如日光诱导叶绿素荧光) 与植被 GPP 的相关性建立统计关系 (Badgley 等, 2019; Bai 等, 2022)。考虑到山地生态系统的特

殊性, 大部分遥感产品在建模过程中没有顾及地形对植被光合作用的影响, 同时受限于其空间分辨率, 在山区仍然要面临精度受限的挑战 (李爱农 等, 2018)。

在山地植被 GPP 遥感估算中, 现有建模精度常常受限于模型理论的完整性 (即模型对光合作用过程的机理描述是否全面) 以及地表描述信息的准确性 (即遥感观测是否能够为模型模拟过程提供精细化植被信息)。与平地相比, 山地植被 GPP 遥感产品生产的挑战性更大, 主要表现为: (1) 由于山地系统中地表水分、气候和热力条件等高空间异质性因素的协同作用, 山地植被 GPP 遥感估算建模需要综合考虑更多的因素 (李爱农 等, 2016b)。受地形条件的影响, 山地水热参量产生再分配过程 (Ambroise, 1995), 如辐射 (Zhang 等, 2019a)、土壤水分 (Chen 等, 2005; Govind 等, 2009)、土壤营养物质 (Araya 等, 2011) 以及温度 (赵伟 等, 2016; Bellasio 等, 2005) 等。从模型机理的角度来说, 由于忽略地形对光合作用过程的控制作用而导致的估算误差被称为“地形误差”; (2) 在进行大区域植被 GPP 估算时, 由于高空间分辨率地表输入参数的缺乏以及模型运行过程中较大的计算需求, 通常以中、低空间分辨率像元尺度驱动植被 GPP 遥感模型。在模型非线性结构作用下, 利用像元平均地表状态及近地面气象驱动进行模型模拟将会形成“空间尺度效应” (方红亮, 2021; 李小文, 2005; 刘良云, 2014)。在空间尺度效应的影响下, 不同空间分辨率的遥感产品所呈现的空间分布特征不同且在相同区域的平均值会有所差异。在产品生产过程中, 这种由于忽略亚像元空间异质性而导致的模拟误差被称为“空间尺度误差” (Chen 等, 2013; Xie 等, 2021a, 2022a)。

山地植被 GPP 遥感估算在传统不同空间尺度遥感估算的差异性基础上, 进一步受复杂地形条件影响, 因此评估多尺度山地植被 GPP 遥感估算中的误差来源尤为重要。本文拟以四川王朗国家级自然保护区为例, 重点探究多尺度山地植被 GPP 遥感估算中的地形误差和空间尺度误差, 主要研究内容包括: (1) 基于考虑地形效应的生态水文过程耦合模型获取不同地形假设条件下的多尺度山地植被 GPP 空间分布特征; (2) 系统解析高、中、低空间分辨率下的山地植被 GPP 产品误

差来源，以期为山地植被 GPP 遥感产品的生产提供有益认知，服务于“双碳”目标。

2 研究区与数据

2.1 四川王朗国家级自然保护区

王朗山地遥感四川省野外站地处中国西南部四川省绵阳市平武县王朗国家级自然保护区内 (32°58'N, 104°06'E, 以下简称王朗保护区), 主要服务于与山地定量遥感有关的基础理论和应用研究。如图 1 所示, 作为中国西南代表性山地闭合

流域, 王朗保护区位于青藏高原东部边缘与横断山脉交接处的高山峡谷中。王朗保护区地形起伏明显 (整体坡度在 0°—70°), 由东至西呈现出复杂的趋势。保护区内表现出明显的地形遮蔽效应, 不同区域的天空可视性也存在较大差异 (天空可视性因子在 0.15—1.00)。同时, 其还处于中国的等降水线 (800 mm) 上, 昼夜间的温差较大且表现出雨热同季的特点。该区域内植被类型构成丰富, 由低至高海拔分布着森林、灌丛、草地及荒漠, 展现出明显的植被垂直带谱分布。

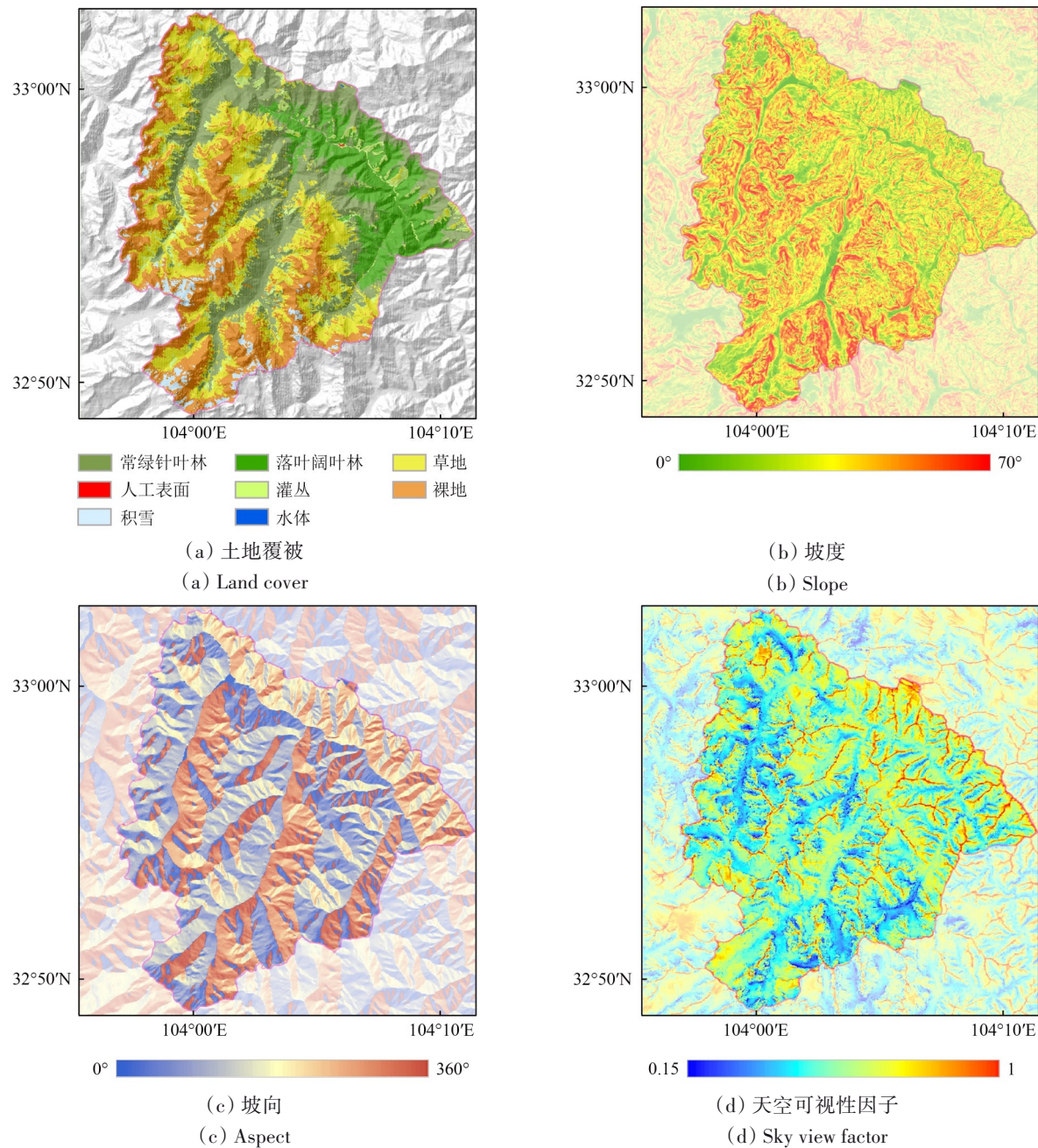


图1 研究区植被类型、坡度、坡向及天空可视性因子空间分布(改编自Xie等,2021c)

Fig. 1 Spatial distributions of vegetation type, slope, aspect, and sky view factor in the study areas (Adapted from Xie 等, 2021c)

2.2 数据及预处理

本文选取研究区内 2020 年的半小时气象观测数据, 通过升尺度处理获得日值气象参量, 包括入射辐射、降雨、日最高温、日最低温、日均温、风速以及饱和水汽压差。除开站点气象数据, 本文采用多个遥感数据表征研究区的空间特征, 主要包括: (1) 植被类型分布图, 其原始空间分辨率为 10 m, 来源于 Xie 等 (2021c), 并通过众数法重采样至 30 m 空间分辨率; (2) 土壤类型分布图, 其原始空间分辨率为 250 m, 来源于 Hengl 等 (2017), 并通过最邻近像元法重采样至 30 m 空间分辨率; (3) 高程分布图, 其原始空间分辨率约为 30 m, 来源于美国地质勘探局中心提供的 SRTM DEM 产品 (van Zyl, 2001)。基于高程分布图, 本文进一步获得了研究区内坡度、坡向和流域边界分布图; (4) 2020 年内时间序列植被叶面积指数分布图 (8 d、30 m), 由 UofT 叶面积指数反演算法 (Deng 等, 2006)、STSG (Spatial-Temporal Savitzky-Golay) 模型 (Cao 等, 2018) 和 IFSDAF (Improved Flexible Spatiotemporal DAta Fusion) 模型生成, 详细过程见 Xie 等 (2021a)。

3 研究方法

3.1 山地生态水文过程耦合模型

本文采用典型生态水文过程耦合模型-BEPS-TerrainLab (Govind 等, 2009) 估算研究区内山地植被 GPP。BEPS-TerrainLab 模型基于不同状态下的叶片净光合速率估算上层林冠的光合作用 (A_o), 包括不饱和水分状态下光照冠层的净光合速率 ($A_{sun, unsat}$)、饱和水分状态下光照冠层的净光合速率 ($A_{sun, sat}$)、不饱和水分状态下阴影冠层的净光合速率 ($A_{shd, unsat}$) 和饱和水分状态下阴影冠层的净光合速率 ($A_{shd, sat}$), 该过程可以表示为

$$A_o = A_{sun} + A_{shd} \quad (1)$$

$$A_{sun} = A_{sun, unsat} \times LAI_{sun} \times u + A_{sun, sat} \times LAI_{sun} \times (1 - u) \quad (2)$$

$$A_{shd} = A_{shd, unsat} \times LAI_{shd} \times u + A_{shd, sat} \times LAI_{shd} \times (1 - u) \quad (3)$$

式中, A_{sun} 和 A_{shd} 分别为光照林冠和阴影林冠的光合作用; LAI_{sun} 和 LAI_{shd} 分别为光照叶片和阴影叶片的叶面积指数; u 和 $(1-u)$ 分别为根系处于不饱和水分状态和饱和水分状态的比例; $A_{sun, unsat}$ 、 $A_{sun, sat}$ 、

$A_{shd, unsat}$ 和 $A_{shd, sat}$ 可参考 Farquhar 等 (1980) 计算获得。值得注意的是, 山地生态系统中复杂的水文过程 (尤其是土壤) 会对植被的光合作用过程产生重要的影响。针对该过程, BEPS-TerrainLab 模型将土壤分为非饱和层和饱和层来分别进行描述。在饱和层中, 起伏像元之间将发生地下水的侧向流动, 该过程主要通过地形驱动的基流 ($Q_{baseflow}$) 来实现。计算公式如下:

$$Q_{baseflow} = \sum_{i=1}^8 T_{ij} \cdot \beta \cdot w \quad (4)$$

式中, β 和 w 分别为水力坡度和流量有效宽度; T_{ij} 表示给定像元 ij 的水力透过率, 其计算如下:

$$T_{ij} = K_{satij} \frac{\exp^{-f_{ij}z_{ij}} - \exp^{-f_{ij}d_{ij}}}{f_{ij}} \quad (5)$$

式中, K_{satij} 为饱和水传导率; f_{ij} 为 K_{satij} 的深度衰减常数; z_{ij} 和 d_{ij} 是分别为地下水深度和土壤深度。除了山区水分的二维运动, BEPS-TerrainLab 模型还充分考虑地形对辐射传输过程的控制。对于上述涉及到的生态水文过程、参量和模型机理的详细描述可参考 Govind 等 (2009)。

过去数十年以来, BEPS-TerrainLab 模型在分析山地生态系统植被生产力等方面受到诸多关注 (Chen 等, 2013; Govind 等, 2011; Xie 等, 2021, 2022a, 2023)。BEPS 模型在生态系统碳、水通量遥感估算中也得到广泛应用, 涵盖站点尺度 (Xie 等, 2019, 2020a), 全国尺度 (Liu 等, 2014; Zhou 等, 2007; Gonsamo 等, 2013)、洲际尺度 (Sprintsint 等, 2012) 和全球尺度 (Chen 等, 2012, 2019; He 等, 2018)。

3.2 山地植被 GPP 遥感估算实验设计

在 2020 年间, 本文以不同空间分辨率逐日估算研究区内植被 GPP, 输入数据包含日值气候参量、植被类型分布图、土壤类型分布图、地形特征数据 (即高程、坡向、坡度和流域边界) 和时间序列 LAI 分布图。BEPS 模块中, 不同植被类型的叶片最大羧化速率来自 He 等 (2019), 其他参数值则参照 Liu 等 (2018)。TerrainLab 模块中, 不同土壤类型的水文参数来自 Govind 等 (2009)。

如表 1 所示, 本文在高 (30 m)、中 (480 m)、低 (960 m) 空间分辨率下分别设计了 4 类模拟: (1) Aa、Ba 和 Ca 模拟采用真实地形特征作为模型输入; (2) Ab、Bb 和 Cb 模拟假设研究区内不存在

高程变化; (3) Ac、Bc 和 Cc 模拟假设研究区内不存在坡度、坡向变化; (4) Ad、Bd 和 Cd 模拟假设研究区内不存在地形起伏, 包括高程、坡度和坡向。在以上模拟中, 除了地形输入外, 其他输入及模型参数均相同。随后, 将 4 组模拟的日 GPP 估算值分别聚合为年值, 以下简称为 $AGPP_{MT}$ 、 $AGPP_{Water}$ 、 $AGPP_{Rad}$ 和 $AGPP_{FT}$ 。为了获得 480 m 和 960 m 分辨率下的输入数据, 本文将 30 m 分辨率的植被类型和

土壤类型数据通过众数法重采样至 480 m 和 960 m, 30 m 分辨率下的其它输入数据则通过均值法空间聚合至 480 m 和 960 m。在 BEPS-TerrainLab 模型中, 高程用于模拟水分流向, 而坡度、坡向用于辐射传输过程建模, 高程、坡度、坡向均为模型的直接输入。因此, 本文将无高程变化的模拟实验与“水分重分配”关联, 将无坡度、坡向变化的模拟实验与“辐射重分配”关联。

表 1 本研究中山地植被 GPP 估算实验设计

Table 1 Experimental design for mountain vegetation GPP estimation in this study

空间分辨率/m	序号	场景	量符号	主要误差来源
30	Aa	真实地形	$AGPP_{MT}$	无
	Ab	无高程变化	$AGPP_{Water}$	高空间分辨率下未考虑水分重分配的地形误差 (相比于 30 m $AGPP_{MT}$)
	Ac	无坡度坡向变化	$AGPP_{Rad}$	高空间分辨率下未考虑辐射重分配的地形误差 (相比于 30 m $AGPP_{MT}$)
	Ad	平地	$AGPP_{FT}$	高空间分辨率下综合地形误差 (相比于 30 m $AGPP_{MT}$)
480	Ba	真实地形	$AGPP_{MT}$	中等空间分辨率尺度误差 (相比于 30 m $AGPP_{MT}$)
	Bb	无高程变化	$AGPP_{Water}$	中等空间分辨率下未考虑水分重分配的地形误差 (相比于 480 m $AGPP_{MT}$)
	Bc	无坡度坡向变化	$AGPP_{Rad}$	中等空间分辨率下未考虑辐射重分配的地形误差 (相比于 480 m $AGPP_{MT}$)
	Bd	平地	$AGPP_{FT}$	中等空间分辨率尺度误差+综合地形误差 (相比于 30 m $AGPP_{MT}$)
960	Ca	真实地形	$AGPP_{MT}$	粗空间分辨率尺度误差 (相比于 30 m $AGPP_{MT}$)
	Cb	无高程变化	$AGPP_{Water}$	粗空间分辨率下未考虑水分重分配的地形误差 (相比于 960 m $AGPP_{MT}$)
	Cc	无坡度坡向变化	$AGPP_{Rad}$	粗空间分辨率下未考虑辐射重分配的地形误差 (相比于 960 m $AGPP_{MT}$)
	Cd	平地	$AGPP_{FT}$	粗空间分辨率尺度误差和综合地形误差 (相比于 30 m $AGPP_{MT}$)

在山地植被 GPP 遥感估算中的空间尺度误差方面, 中、低空间分辨率下模拟的植被 GPP 存在明显的空间尺度误差 (Chen 等, 2013; Xie 等, 2022a), 而高空间分辨率下的植被 GPP 估算值则假设不存在空间尺度误差。因此, 本研究将 30 m 空间分辨率上模拟的植被 GPP 作为评价空间尺度误差的参考标准 (假设不存在空间尺度误差), 分别评估 480 m (中等空间分辨率) 和 960 m (低空间分辨率) 上植被 GPP 的空间尺度误差。在山地植被 GPP 遥感估算中的地形误差方面, 山区高海拔区域的水分有向低海拔区域移动的趋势, 因此 Ab、Bb 和 Cb 模拟所得的 $AGPP_{Water}$ 存在未考虑水分重分配的地形误差。太阳辐射在近地表的再分配过程中, 随坡面和太阳位置之间的几何关系而变化 (Yan 等, 2016; Dozier 和 Frew, 1990), 因此 Ac、Bc 和 Cc 模拟所得的 $AGPP_{Rad}$ 存在未考虑辐射重分配的地形误差。Ad、Bd 和 Cd 模拟所得的 $AGPP_{FT}$ 未考虑水分和辐射重分配, 存在综合地形误差。

3.3 误差评估方法

在高空间分辨率上, 研究表明 BEPS-TerrainLab 模型模拟的 GPP 精度较高, 可以作为植被 GPP 遥感估算误差评价的参考值 (Chen 等, 2013; Xie 等, 2021a, 2022a, 2023)。因此, 本文以真实地形场景下模型模拟的 30 m 空间分辨率植被 GPP 作为参考标准, 分析了山地植被 GPP 遥感估算中的地形误差和空间尺度误差, 具体如下: (1) 分别以 30 m、480 m 和 960 m 空间分辨率下模拟的 $AGPP_{MT}$ 为参考标准值, 刻画同一空间分辨率下 $AGPP_{Water}$ 、 $AGPP_{Rad}$ 、 $AGPP_{FT}$ 的地形误差; (2) 将 30 m 空间分辨率下模拟的 $AGPP_{MT}$ 聚合到 480 m 和 960 m, 以聚合后的 $AGPP_{MT}$ 为参考标准值, 量化 480 m 和 960 m 空间分辨率下 $AGPP_{MT}$ 存在的空间尺度误差; (3) 将 30 m 空间分辨率下模拟的 $AGPP_{MT}$ 聚合到 480 m 和 960 m, 以聚合后的 $AGPP_{MT}$ 为参考标准值, 量化 480 m 和 960 m 空间分辨率下 $AGPP_{FT}$ 存在的地形误差和空间尺度误差。在此基础上, 我们进一步刻画了模拟误差在不同地形条件下的

变化。值得注意的是, 真实地形场景下模型模拟的 30 m 空间分辨率植被 GPP 为模型模拟值, 受模型结构、输入数据、参数定标等影响仍存在不确定性, 本文则通过设置控制实验评估地形误差和空间尺度误差 (即相对量)。在 480 m 和 960 m 空间分辨率下, 坡度特征存在明显的不确定性, 其结果仅供统计分析。

在以上 3 类评估中, 本文选择一致性指数 d (Agreement index)、决定系数 (R^2)、均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 和平均偏差 MBE (Mean-Bias-Error) 作为评价指标:

$$d = 1 - \frac{\sum_{j=1}^N (P_j - O_j)^2}{\sum_{j=1}^N (|P_j - \bar{O}| + |O_j - \bar{O}|)^2} \quad (6)$$

$$R^2 = \frac{\left(\frac{\sum_{j=1}^N (P_j - \bar{O})(O_j - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{j=1}^N (P_j - \bar{P})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^N (P_j - \bar{O})^2}} \right)^2}{1} \quad (7)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_j - O_j)^2} \quad (8)$$

$$\text{MBE} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_j - O_j) \quad (9)$$

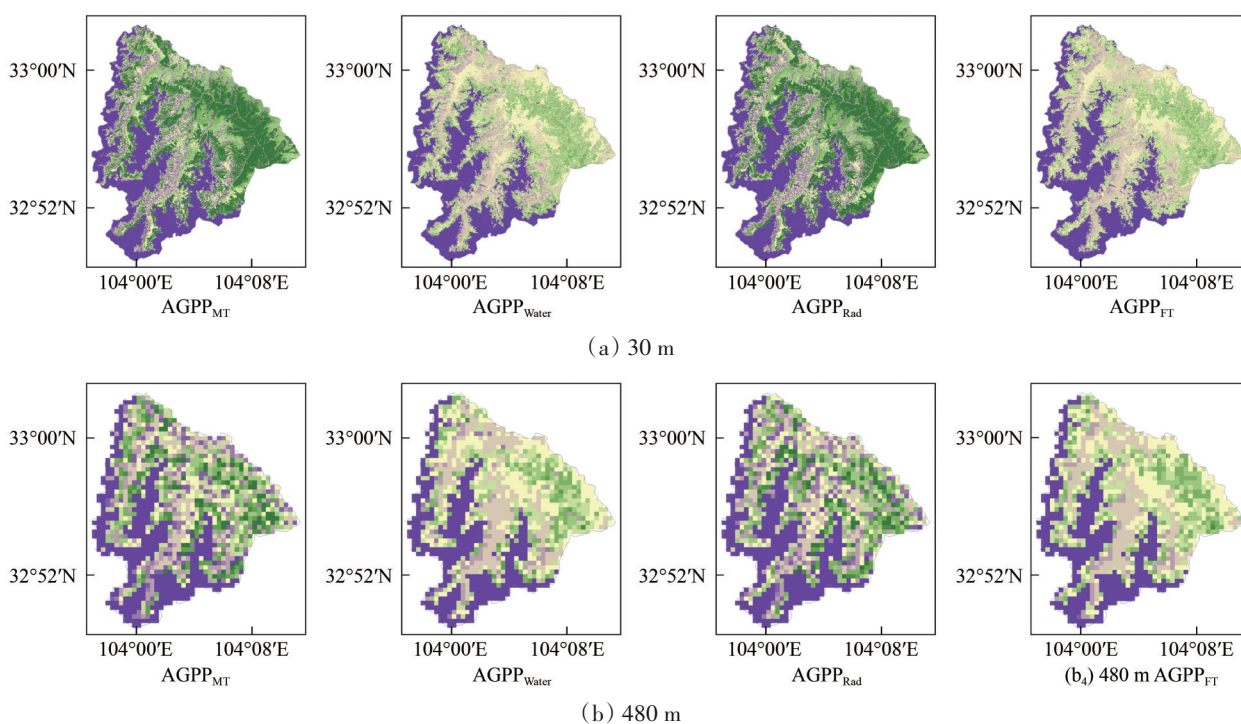
式中, N 为不同评估尺度 (30 m、480 m 或 960 m) 上的遥感像元总数; O 为参考 AGPP (即 AGPP_{MT});

\bar{O} 为其均值; P 为待评估的 AGPP (即 $\text{AGPP}_{\text{Water}}$ 、 AGPP_{Rad} 、 AGPP_{FT})。值得注意的是, 由于不同空间尺度的像元数量间存在较大差异, 本文中尺度之间的比较采用 MBE 指标。

4 结果与分析

4.1 植被 GPP 空间分布特征

图 2 为不同地形模拟条件下研究区内植被 GPP 的空间分布特征。可见从整体看, 不同地形条件模拟的植被 GPP 存在明显差异。其中, 3 种空间分辨率下, AGPP_{MT} 和 AGPP_{Rad} 的空间最大值较大, 分别为 $2790.66 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $2705.76 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$; $\text{AGPP}_{\text{Water}}$ 和 AGPP_{FT} 的空间最大值较小, 分别为 $1680.69 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $1682.53 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。研究结果也表明植被 GPP 的空间异质性随着空间尺度的降低而降低。在 30 m 空间分辨率上, AGPP_{MT} 的空间异质性较大 (标准差为 $573.81 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$), 而在 960 m 分辨率上 AGPP_{MT} 的标准差为 $388.64 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。 AGPP_{Rad} 在多个空间尺度也表现出空间异质性的差异, 由 30—960 m 空间分辨率, 其标准差分别为 $603.38 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 、 $431.58 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $384.88 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。同时, 平地模拟场景明显降低了植被 GPP 的空间异质性。在 30 m、480 m 和 960 m 分辨率上, AGPP_{FT} 的空间异质性变化不大, 其标准差分别为 $334.93 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 、 $331.20 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $333.81 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。



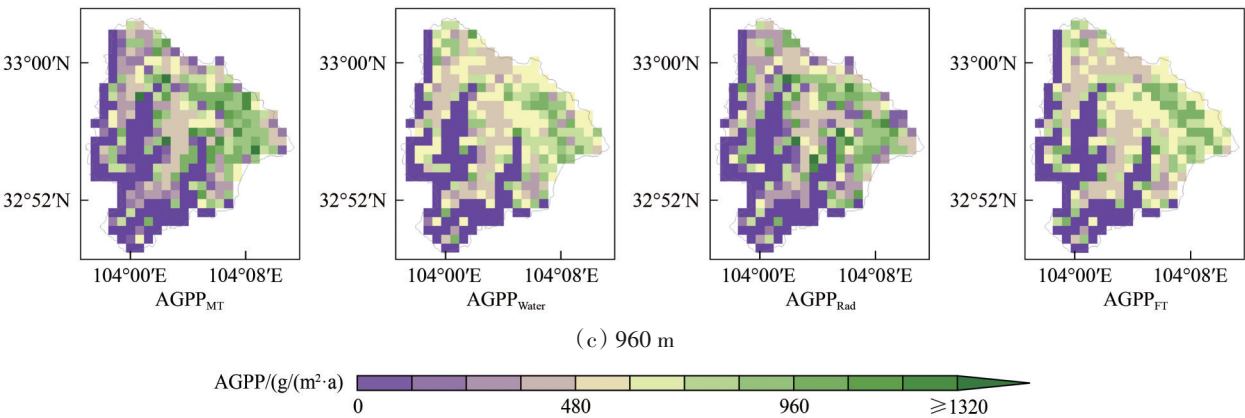


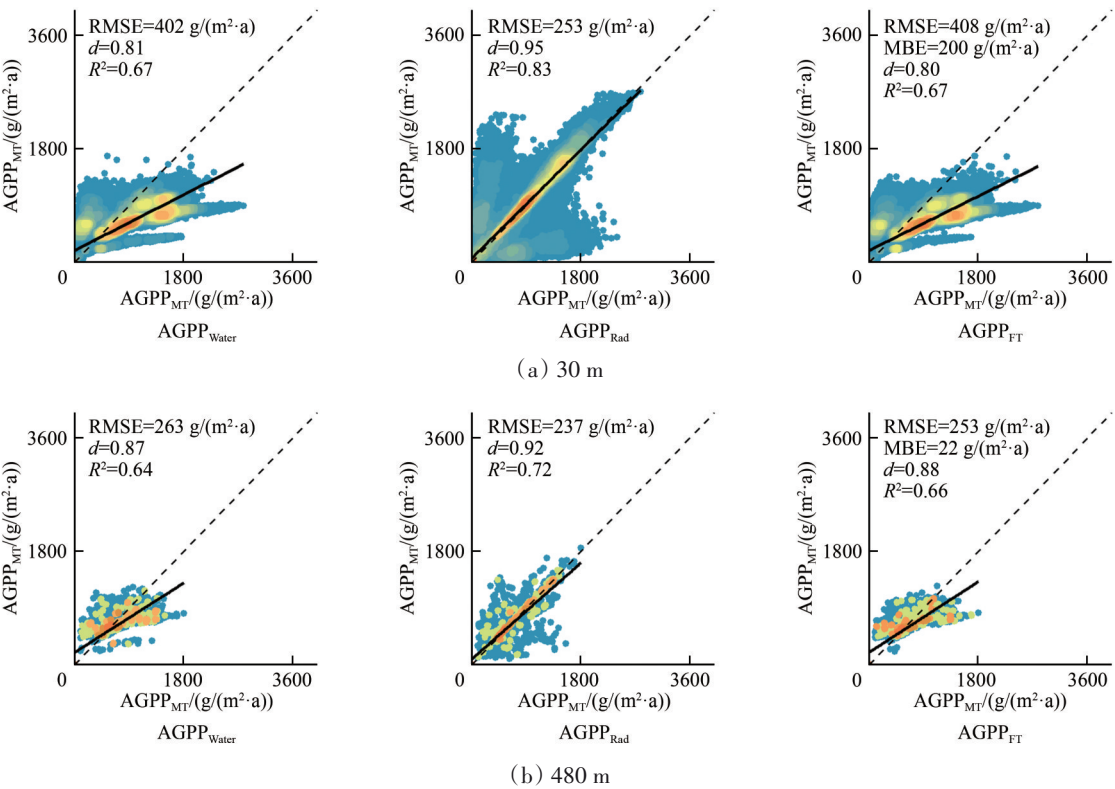
图2 不同模拟条件下的植被GPP空间分布特征

Fig. 2 Spatial distributions of GPP estimates under different simulation conditions

4.2 多尺度植被GPP遥感估算中的地形误差

研究区内不同空间尺度下植被GPP遥感估算的地形误差如图3所示。可见对于不同的空间尺度，植被GPP地形误差来源存在明显差异。其中：在30 m空间分辨率下，忽略水分重分配造成的地形误差远高于忽略辐射重分配造成的地形误差，表现为RMSE提高了149 g/(m²·a)；在480 m和960 m空间分辨率下，忽略水分重分配的地形误

差与忽略辐射重分配造成的地形误差相似，其RMSE差距分别为26 g/(m²·a)和11 g/(m²·a)。从整体看，地形误差随着空间分辨率的提升呈现增大的趋势。30 m空间分辨率尺度上的综合地形误差最大，其AGPP_{MT}和AGPP_{FT}之间的MBE为200 g/(m²·a)。相比于30 m空间分辨率尺度，480 m和960 m空间分辨率上AGPP_{MT}和AGPP_{FT}之间的MBE分别降低至22 g/(m²·a)和-9 g/(m²·a)。



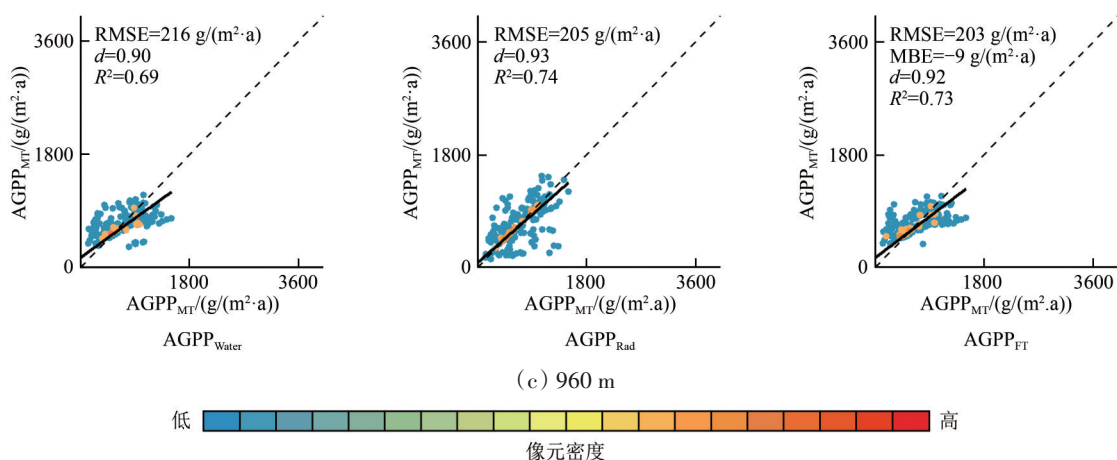


图3 不同空间分辨率和不同模拟场景下的地形误差

Fig. 3 Topographic errors at different spatial resolutions and simulation scenarios

研究区内不同空间尺度下植被 GPP 与坡度之间的关系如图4所示。可见植被 GPP 在不同地形假设条件和空间尺度的变化趋势均存在差异。其中：在 30 m 空间分辨率下， $AGPP_{MT}$ 和 $AGPP_{Rad}$ 随坡度变化的趋势相似，均表现为缓慢增加（0°—30°，分别增加 97.72 g/(m²·a) 和 107.90 g/(m²·a)）后逐渐减小。 $AGPP_{Water}$ 和 $AGPP_{FT}$ 随坡度增加都呈现逐渐减小的趋势，其中在坡度较高（>45°）时减小速度更快。从整体看，480 m 和 960 m 空间分辨率

下 AGPP 均表现出逐渐减小的趋势。具体来说，480 m 空间分辨率下，AGPP 在坡度较小（15°—30°）时呈现波动状态而在坡度较高时（>30°）迅速减小；对于 960 m 空间分辨率，AGPP 在 20°—30° 波动而在坡度较大（>30°）时迅速降低。同时，480 m 和 960 m 空间分辨率下的 $AGPP_{FT}$ 在坡度较小时（<30°）变化较小，其标准差分别为 38.44 g/(m²·a) 和 14.48 g/(m²·a)。

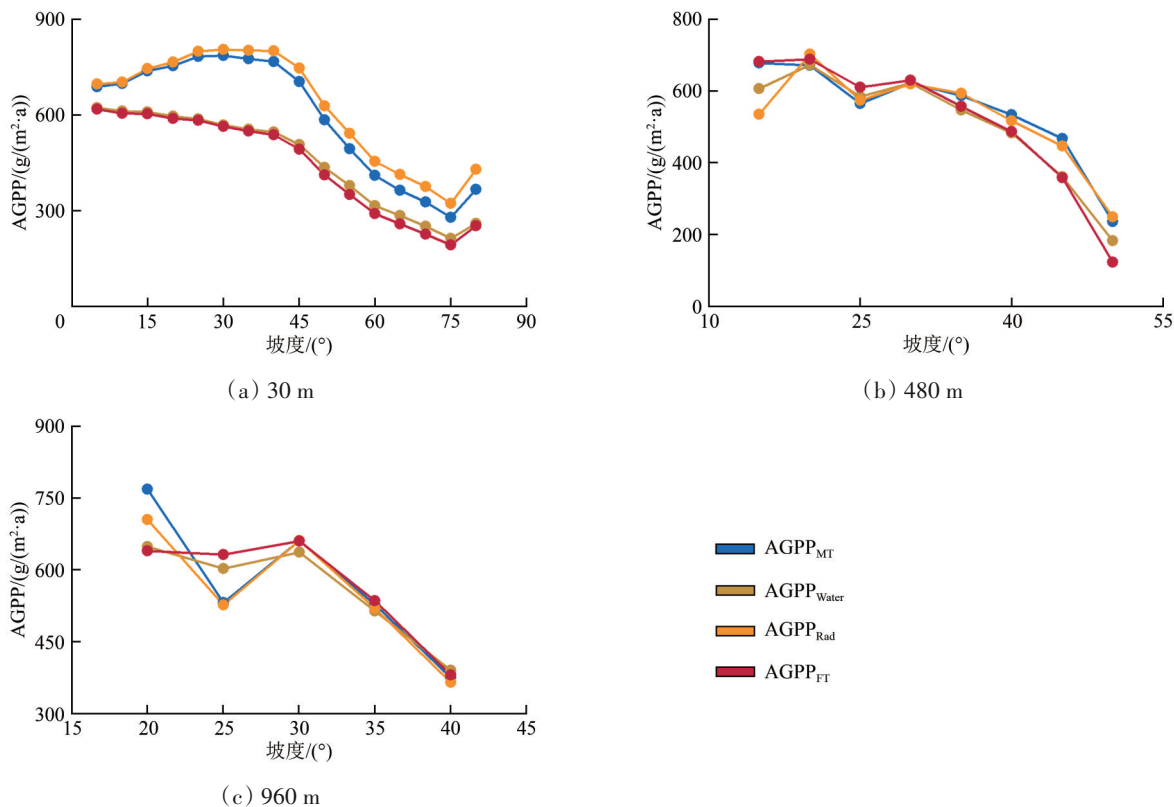


图4 不同模拟条件下的植被 GPP 与坡度的关系

Fig. 4 Relationships between GPP and slope under different simulation conditions

4.3 多尺度植被 GPP 遥感估算中的空间尺度误差

研究区内植被 GPP 估算在中、低空间分辨率上的空间尺度误差及其与坡度的关系如图 5 和图 6 所示。结果表明, 相对于由 30 m 空间分辨率直接模拟得到的 $AGPP_{MT}$, 480 m 和 960 m 空间分辨率下的 $AGPP_{MT}$ 存在明显的空间不一致性, 其 RMSE 分别为 $341 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $322 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。同时, 960 m 空间分辨率下的空间尺度误差相对于 480 m 空间分

分辨率更大, 其 $AGPP_{Ref}$ 和 $AGPP_{MT}$ 之间的 MBE 提高了 $49 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。在 480 m 和 960 m 空间分辨率下的空间尺度误差随坡度变化的趋势相似, 均表现为快速增加后逐渐减小。其中, 480 m 空间分辨率下的空间尺度误差在 15° — 30° 增加了 $189.85 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$, 而 960 m 下的空间尺度误差在 20° — 30° 增加了 $189.16 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。

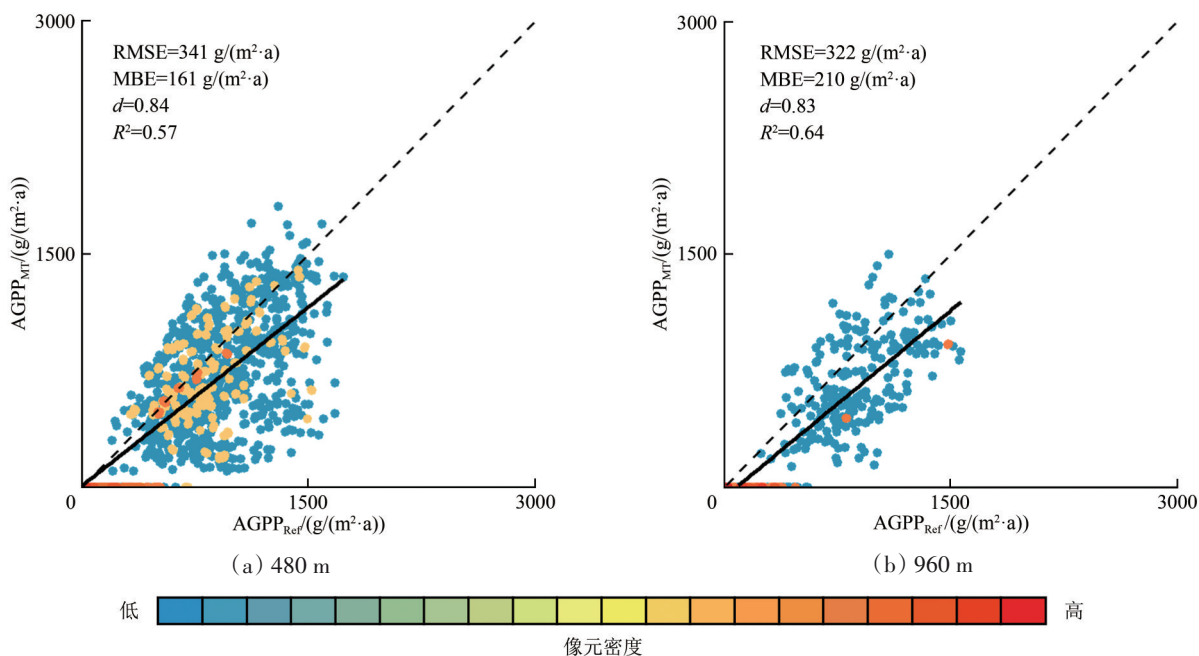


图 5 中、低空间分辨率下的空间尺度误差

Fig. 5 Scaling errors at different spatial scales

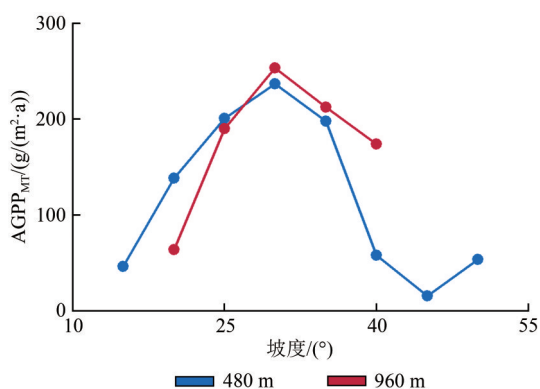


图 6 空间尺度误差与坡度的关系

Fig. 6 Relationships between scaling errors and slope

4.4 多尺度植被 GPP 遥感估算中的综合误差

图 7 展示了中、低空间分辨率下空间尺度误差和地形误差共同造成的模拟误差。30 m 空间分辨率下模拟的 $AGPP_{FT}$ 仅包含了地形误差 (图 3), 其 R^2 、RMSE 和 MBE 分别为 0.67、 $408 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和

$200 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。相比于 30 m 空间分辨率下的植被 GPP 地形误差, 480 m 和 960 m 空间分辨率下的植被 GPP 综合模拟误差明显较低, 其 $AGPP_{Ref}$ 和 $AGPP_{FT}$ 之间的平均 R^2 、RMSE 和 MBE 为 0.63、 $313 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $192 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。此外, 480 m 和 960 m 空间分辨率下的植被 GPP 综合模拟误差相似, 其 $AGPP_{Ref}$ 和 $AGPP_{FT}$ 之间的 R^2 、RMSE 和 MBE 差距仅为 0.04、 $6 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 和 $18 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$ 。

研究区内不同空间尺度下多植被类型 GPP 遥感估算的综合误差统计如表 2 所示。在 30 m、480 m 和 960 m 空间分辨率下, 森林、灌丛和草地像元的 GPP 综合估算误差具有明显差异。森林像元的 GPP 综合估算误差在 30—480 m 间快速增大 (MBE 升高了 $117 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$), 在 480—960 m 间缓慢增大 (MBE 升高了 $29 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$)。与森林像元相反, 草地像元的 GPP 综合估算误差在 30—480 m 间快速减小 (MBE 降低了 $284 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$), 在 480—960 m 间

缓慢减小 (MBE 绝对值降低了 37 g/(m²·a))。在 30 m 空间分辨率下, 草地像元的地形误差最大, 其 RMSE 和 MBE 分别达到 543 g/(m²·a) 和 334 g/(m²·a)。灌

丛像元地形误差最小, 其 RMSE 和 MBE 比草地像元低 155 g/(m²·a) 和 178 g/(m²·a)。

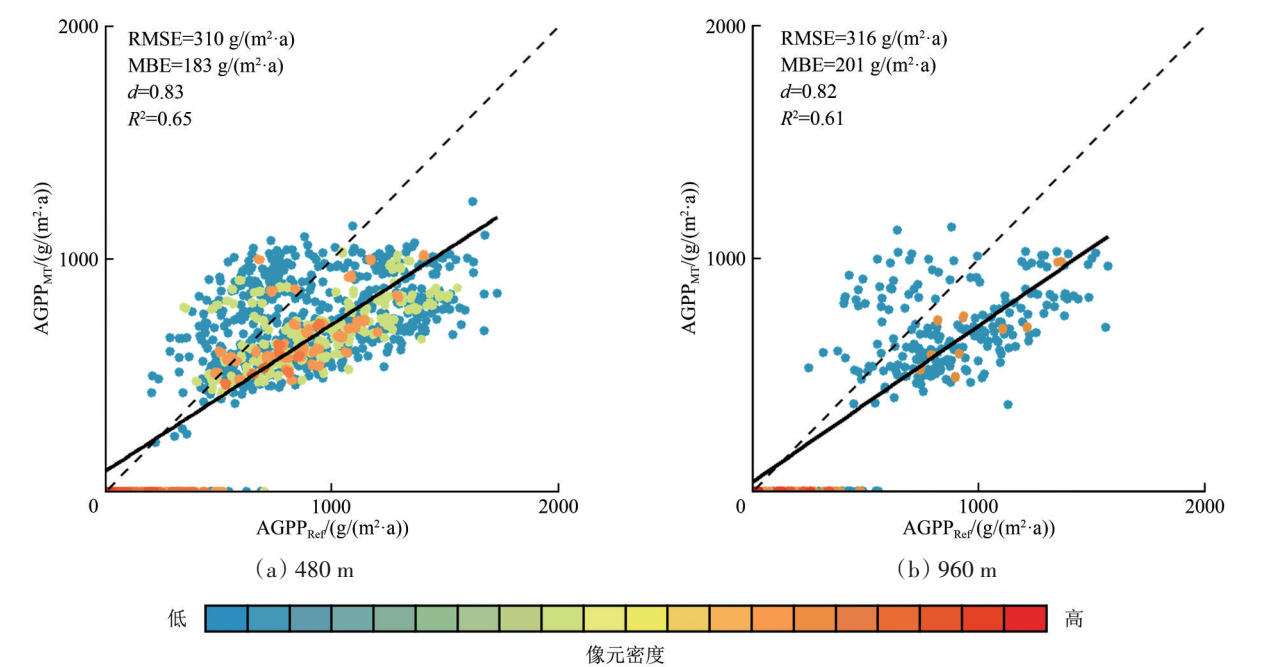


图 7 中、低空间分辨率下的综合估算误差(480 m 和 960 m 下平地场景模拟值与 30 m 分辨率下真实地形场景模拟值的差值)
Fig. 7 Comprehensive errors at medium and low spatial resolutions (The difference between the simulated values at 480 m and 960 m in a flat terrain scenario and the simulated values at 30 m resolution in a real terrain scenario)

表 2 不同植被类型的综合估算误差
Table 2 Comprehensive errors for different vegetation types

空间分辨率/m	统计指数	植被类型 ¹		
		森林	灌丛	草地
30	RMSE	425	388	543
	MBE	234	156	334
480	RMSE	351	275	305
	MBE	289	205	50
960	RMSE	359		275
	MBE	318		-13

注: ¹30 m 空间分辨率下, 森林、灌丛和草地的像元数分别为 130240、21880 和 83114; 480 m 空间分辨率下, 森林、灌丛和草地的像元数分别为 551、25 和 356; 960 m 空间分辨率下, 森林、灌丛和草地的像元数分别为 144、3 和 82。

5 讨论

在王朗山地遥感四川省野外观测流域, 不同地形条件模拟下的植被 GPP 呈现出明显空间差异, 说明是否考虑山地环境的特殊性将对 GPP 遥感估算结果造成较大差距。不同于平地, 山区起伏地

表对水、热以及能量等参量的空间格局具有明显的控制作用: (1) 太阳辐射在近地表的再分配过程中, 直接辐射随坡面和太阳位置之间的几何关系而变化 (Yan 等, 2016; Dozier 和 Frew, 1990), 同时散射辐射受半球上方相邻地形阻挡而变小 (Huang 等, 2017); (2) 山区每个像元都通过径流和土壤水与其周围的像元相连 (Chen 等, 2005; Govind 等, 2009; Wigmosta 等, 1994), 土壤营养物质也随山区水分的二维运动而迁移; (3) 地表温度在山区呈现出明显的空间异质性 (赵伟 等, 2016), 其分布特征受多种因素共同影响 (Stroppiana 等, 2014; Julien 等, 2006; Zhao 等, 2018), 如植被类型、植被冠层结构、植被覆盖度、土壤类型以及地表粗糙度等。总的来说, 山地环境梯度可以共同影响气孔导度 (Jarvis, 1976)、叶片物候 (Band 等, 1993; Pérez-Ramos 等, 2020)、色素含量 (Leishman 和 Westoby, 1994; Kana 等, 1997) 和林分结构 (Gond 等, 2013; van Loon 等, 2014) 等, 进而导致山地植被 GPP 受地形条件影响下的空间异质性 (Xie 等, 2022b)。除此之外, 地形起

伏会增加地表真实面积(有别于投影面积),也将进一步影响山地植被GPP。

从植被GPP遥感估算地形误差的角度来说,研究发现其随着空间分辨率的降低呈现减小的趋势,高空间分辨率下的地形误差不容忽视。空间分辨率的降低导致地形特征也逐渐消失,因此在GPP遥感估算中未考虑地形影响而造成的误差也逐渐降低。为了降低植被生产力遥感估算中的地形误差,学者进行了有益的探索,相关研究主要可以分为两类:(1)使用考虑空间异质性的数据驱动未考虑地形影响的植被GPP遥感估算模型。Chen等(2007)、Huang等(2010)和Sun等(2015)基于过程模型和光能利用率模型分析山区地形条件对植被生产力遥感估算的影响,结果表明使用考虑空间异质性的数据驱动模型可提高山地植被生产力的模拟精度;(2)发展考虑地形影响的“山地”植被GPP遥感估算模型。Govind等(2009)、Xie和Li(2020a)和Xie和Li(2020b)通过在传统植被GPP遥感估算模型中进一步考虑山地环境的特殊性(如地形对辐射的遮蔽作用、山区水分侧向移动等),提出了山地生态水文过程耦合模型、山地光能利用率模型和山地植被指数模型,研究发现在模型机理上考虑地形影响可进一步提高山地植被生产力的模拟精度。通过控制实验,本文指出未考虑水分重分配导致的地形误差较大,说明水分是山地植被光合作用过程的重要因素,因此在未来山地植被GPP遥感估算研究中应该进一步关注土壤水分与地形的交互作用。

从植被GPP遥感估算空间尺度误差的角度来说,研究发现其随着空间分辨率的降低呈现增大的趋势,中、低空间分辨率下的尺度误差均不容忽视。随着植被GPP遥感估算的空间分辨率降低,其亚像元的空间异质性逐渐消失,因此中、低空间分辨率GPP数据集在山地生态系统中容易表现出较大的不确定性(Ahl等,2005;Ershadi等,2013;Xie等,2021a,2021b,2022a)。针对植被生产力遥感估算中的空间尺度误差,现有研究主要通过解析内外源空间异质性对中、低空间分辨率植被生产力估算值的影响,构建空间尺度扩展指数。例如,Simic等(2004)提出了基于叶面积指数和植被类型异质性的植被净初级生产力空间尺度扩展方法,证明了内源异质性信息在降低粗分辨率植被生产力遥感估算空间尺度误差中的有

效性。在考虑内源性异质性的基础之上,Chen等(2013)通过分布式水文模型在空间尺度扩展算法中引入了局部地形信息,揭示了局部地形信息和内源异质性在植被生产力遥感估算空间尺度扩展中几乎同样重要。在内源性异质性和局部地形信息的基础上,Xie等(2021a)证明了长距离地形信息也可进一步改善植被GPP遥感估算空间尺度扩展算法。近年来,针对于植被碳循环过程的高精度遥感监测需求,部分数据生产团队将原有GPP产品空间分辨率提高到高空间分辨率,有效避免了产品生产过程中的空间尺度误差。例如,Robinson等(2018)在美国区域上将中分辨率成像光谱仪GPP数据产品从原始中等空间分辨率(500 m)提升至高空间分辨率(30 m)。全球尺度上,Huang等(2022)生产了全球陆表特征参量高空间分辨率GPP数据产品,有利于进一步提高陆地生态系统精准快速监测、评估和决策能力。

6 结 论

本文以四川王朗国家级自然保护区为例,重点解析了高(30 m)、中(480 m)、低(960 m)空间分辨率山地植被GPP遥感估算中的地形误差和空间尺度误差。主要结论如下:(1)植被GPP遥感估算地形误差随着空间分辨率的降低呈现减小的趋势,高空间分辨率下的地形误差不容忽视。其中,未考虑水分重分配导致的地形误差较大,因此未来土壤水分模拟精度的提升将有助于进一步改善山地高空间分辨率植被GPP遥感产品;(2)植被GPP遥感估算空间尺度误差随着空间分辨率的降低呈现增大的趋势,中、低空间分辨率下的空间尺度误差均不容忽视。综上,在多尺度山地植被GPP遥感估算中,高空间分辨率产品应该重点关注地形效应,中、低空间分辨率产品应该进一步认知空间尺度效应。

参考文献(References)

- Ahl D E, Gower S T, Mackay D S, Burrows S N, Norman J M and Diak G R. 2005. The effects of aggregated land cover data on estimating NPP in northern Wisconsin. *Remote Sensing of Environment*, 97(1): 1-14 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.02.016]
- Ambroise B. 1995. Topography and the water cycle in a temperate middle mountain environment: the need for interdisciplinary experiments. *Agricultural and Forest Meteorology*, 73(3/4): 217-235

- [DOI: 10.1016/0168-1923(94)05076-i]
- Araya Y N, Silvertown J, Gowing D J, McConway K J, Linder H P and Midgley G. 2011. A fundamental, eco-hydrological basis for niche segregation in plant communities. *New Phytologist*, 189(1): 253-258 [DOI: 10.1111/j.1469-8137.2010.03475.x]
- Aubinet M, Grelle A, Ibrom A, Rannik Ü, Moncrieff J, Foken T, Kowalski A S, Martin P H, Berbigier P, Bernhofer C, Clement R, Elbers J, Granier A, Grünwald T, Morgenstern K, Pilegaard K, Rebmann C, Snijders W, Valentini R and Vesala T. 1999. Estimates of the annual net carbon and water exchange of forests: the EUROFLUX methodology. *Advances in Ecological Research*, 30: 113-175 [DOI: 10.1016/S0065-2504(08)60018-5]
- Badgley G, Anderegg L D L, Berry J A and Field C B. 2019. Terrestrial gross primary production: using NIR_v to scale from site to globe. *Global Change Biology*, 25(11): 3731-3740 [DOI: 10.1111/gcb.14729]
- Bai J, Zhang H L, Sun R, Li X, Xiao J F and Wang Y. 2022. Estimation of global GPP from GOME-2 and OCO-2 SIF by considering the dynamic variations of GPP-SIF relationship. *Agricultural and Forest Meteorology*, 326: 109180 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2022.109180]
- Band L E, Patterson P, Nemani R and Running S W. 1993. Forest ecosystem processes at the watershed scale: incorporating hillslope hydrology. *Agricultural and Forest Meteorology*, 63(1/2): 93-126 [DOI: 10.1016/0168-1923(93)90024-c]
- Bellasio R, Maffei G, Scire J S, Longoni M G, Bianconi R and Quaranta N. 2005. Algorithms to account for topographic shading effects and surface temperature dependence on terrain elevation in diagnostic meteorological models. *Boundary-Layer Meteorology*, 114(3): 595-614 [DOI: 10.1007/s10546-004-1670-6]
- Bi W J, He W, Zhou Y L, Ju W M, Liu Y B, Liu Y, Zhang X Y, Wei X N and Cheng N. 2022. A global 0.05° dataset for gross primary production of sunlit and shaded vegetation canopies from 1992 to 2020. *Scientific Data*, 9(1): 213 [DOI: 10.1038/s41597-022-01309-2]
- Cao R Y, Chen Y, Shen M G, Chen J, Zhou J, Wang C and Yang W. 2018. A simple method to improve the quality of NDVI time-series data by integrating spatiotemporal information with the Savitzky-Golay filter. *Remote Sensing of Environment*, 217: 244-257 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.08.022]
- Chen J M, Chen X and Ju W. 2013. Effects of vegetation heterogeneity and surface topography on spatial scaling of net primary productivity. *Biogeosciences*, 10(7): 4879-4896 [DOI: 10.5194/bg-10-4879-2013]
- Chen J M, Chen X Y, Ju W M and Geng X Y. 2005. Distributed hydrological model for mapping evapotranspiration using remote sensing inputs. *Journal of Hydrology*, 305(1/4): 15-39 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2004.08.029]
- Chen J M, Ju W M, Ciais P, Viovy N, Liu R G, Liu Y and Lu X H. 2019. Vegetation structural change since 1981 significantly enhanced the terrestrial carbon sink. *Nature Communications*, 10(1): 4259 [DOI: 10.1038/s41467-019-12257-8]
- Chen J M, Liu J, Cihlar J and Goulden M L. 1999. Daily canopy photosynthesis model through temporal and spatial scaling for remote sensing applications. *Ecological Modelling*, 124(2/3): 99-119 [DOI: 10.1016/S0304-3800(99)00156-8]
- Chen J M, Mo G, Pisek J, Liu J, Deng F, Ishizawa M and Chan D. 2012. Effects of foliage clumping on the estimation of global terrestrial gross primary productivity. *Global Biogeochemical Cycles*, 26(1): GB1019 [DOI: 10.1029/2010gb003996]
- Chen X F, Chen J M, An S Q and Ju W M. 2007. Effects of topography on simulated net primary productivity at landscape scale. *Journal of Environmental Management*, 85(3): 585-596 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2006.04.026]
- Chu H S, Luo X Z, Ouyang Z T, Chan W S, Dengel S, Biraud S C, Torn M S, Metzger S, Kumar J, Arain M A, Arkebauer T J, Baldocchi D, Bernacchi C, Billesbach D, Black T A, Blanken P D, Bohrer G, Bracho R, Brown S, Brunsell N A, Chen J Q, Chen X Y, Clark K, Desai A R, Duman T, Durden D, Fares S, Forbrich I, Gamon J A, Gough C M, Griffith T, Helbig M, Hollinger D, Humphreys E, Ikawa H, Iwata H, Ju Y, Knowles J F, Knox S H, Kobayashi H, Kolb T, Law B, Lee X, Litvak M, Liu H P, Munger J W, Noormets A, Novick K, Oberbauer S F, Oechel W, Oikawa P, Papuga S A, Pendall E, Prajapati P, Prueger J, Quinton W L, Richardson A D, Russell E S, Scott R L, Starr G, Staebler R, Stoy P C, Stuart-Haëntjens E, Sonnentag O, Sullivan R C, Suyker A, Ueyama M, Vargas R, Wood J D and Zona D. 2021. Representativeness of Eddy-Covariance flux footprints for areas surrounding AmeriFlux sites. *Agricultural and Forest Meteorology*, 301-302: 108350 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2021.108350]
- Deng F, Chen J M, Plummer S, Chen M Z and Pisek J. 2006. Algorithm for global leaf area index retrieval using satellite imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(8): 2219-2229 [DOI: 10.1109/tgrs.2006.872100]
- Dozier J and Frew J. 1990. Rapid calculation of terrain parameters for radiation modeling from digital elevation data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 28(5): 963-969 [DOI: 10.1109/36.58986]
- Ershadi A, McCabe M F, Evans J P and Walker J P. 2013. Effects of spatial aggregation on the multi-scale estimation of evapotranspiration. *Remote Sensing of Environment*, 131: 51-62 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.007]
- Fang H L. 2021. Scaling effects of the true and effective Leaf Area Index (LAI And LAI_e) and Clumping Index (CI). *Journal of Geo-Information Science*, 23(7): 1155-1168 (方红亮. 2021. 真实和有效叶面积指数及聚集指数的尺度效应. *地球信息科学学报*, 23(7): 1155-1168) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200609]
- Farquhar G D, von Caemmerer S and Berry J A. 1980. A biochemical model of photosynthetic CO₂ assimilation in leaves of C₃ species. *Planta*, 149(1): 78-90 [DOI: 10.1007/bf00386231]
- Gond V, Fayolle A, Pennec A, Cornu G, Mayaux P, Camberlin P, Doumenge C, Fauvet N and Gourlet-Fleury S. 2013. Vegetation structure and greenness in Central Africa from Modis multi-temporal data. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 368(1625): 20120309 [DOI: 10.1098/rstb.2012.0309]
- Gonsamo A, Chen J M, Price D T, Kurz W A, Liu J, Boisvenue C, Hember R A, Wu C Y and Chang K H. 2013. Improved assessment of gross and net primary productivity of Canada's landmass.

- Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 118(4): 1546-1560 [DOI: 10.1002/2013JG002388]
- Govind A, Chen J M, Margolis H, Ju W M, Sonnentag O and Giasson M A. 2009. A spatially explicit hydro-ecological modeling framework (BEPS-TerrainLab V2.0): model description and test in a boreal ecosystem in Eastern North America. *Journal of Hydrology*, 367(3/4): 200-216 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2009.01.006]
- Govind A, Chen J M, McDonnell J, Kumari J and Sonnentag O. 2011. Effects of lateral hydrological processes on photosynthesis and evapotranspiration in a boreal ecosystem. *Ecohydrology*, 4(3): 394-410 [DOI: 10.1002/eco.141]
- He L M, Chen J M, Gonsamo A, Luo X Z, Wang R, Liu Y and Liu R G. 2018. Changes in the shadow: the shifting role of shaded leaves in global carbon and water cycles under climate change. *Geophysical Research Letters*, 45(10): 5052-5061 [DOI: 10.1029/2018gl077560]
- He L M, Chen J M, Liu J, Zheng T, Wang R, Joiner J, Chou S R, Chen B, Liu Y, Liu R G and Rogers C. 2019. Diverse photosynthetic capacity of global ecosystems mapped by satellite chlorophyll fluorescence measurements. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111344 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111344]
- Hengl T, de Jesus J M, Heuvelink G B M, Gonzalez M R, Kilibarda M, Blagotić A, Shangguan W, Wright M N, Geng X Y, Bauer-Marschallinger B, Guevara M A, Vargas R, MacMillan R A, Batjes N H, Leenaars J G B, Ribeiro E, Wheeler I, Mantel S and Kempen B. 2017. SoilGrids250m: global gridded soil information based on machine learning. *PLoS One*, 12(2): e0169748 [DOI: 10.1371/journal.pone.0169748]
- Henry M, Picard N, Trotta C, Manlay R J, Valentini R, Bernoux M and Saint-André L. 2011. Estimating tree biomass of sub-saharan african forests: a review of available allometric equations. *Silva Fennica*, 45(3B): 477-569 [DOI: 14214/sf.38]
- Huang P, Zhao W and Li A N. 2017. The preliminary investigation on the uncertainties associated with surface solar radiation estimation in mountainous areas. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(7): 1071-1075 [DOI: 10.1109/LGRS.2017.2696973]
- Huang W, Zhang L P, Furumi S, Muramatsu K, Daigo M and Li P X. 2010. Topographic effects on estimating net primary productivity of green coniferous forest in complex terrain using Landsat data: a case study of Yoshino Mountain, Japan. *International Journal of Remote Sensing*, 31(11): 2941-2957 [DOI: 10.1080/01431160903140829]
- Huang X J, Zheng Y, Zhang H, Lin S R, Liang S L, Li X Q, Ma M G and Yuan W P. 2022. High spatial resolution vegetation gross primary production product: algorithm and validation. *Science of Remote Sensing*, 5: 100049 [DOI: <https://doi.org/10.1016/j.srs.2022.100049>]
- Huntzinger D N, Schwalm C, Michalak A M, Schaefer K, King A W, Wei Y, Jacobson A, Liu S, Cook R B, Post W M, Berthier G, Hayes D, Huang M, Ito A, Lei H, Lu C, Mao J, Peng C H, Peng S, Poulter B, Ricciuto D, Shi X, Tian H, Wang W, Zeng N, Zhao F and Zhu Q. 2013. The North American carbon program multi-scale synthesis and terrestrial model intercomparison project - Part 1: overview and experimental design. *Geoscientific Model Development*, 6(6): 2121-2133 [DOI: 10.5194/gmd-6-2121-2013]
- Jarvis P G. 1976. The interpretation of the variations in leaf water potential and stomatal conductance found in canopies in the field. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 273(927): 593-610 [DOI: 10.1098/rstb.1976.0035]
- Julien Y, Sobrino J A and Verhoef W. 2006. Changes in land surface temperatures and NDVI values over Europe between 1982 and 1999. *Remote Sensing of Environment*, 103(1): 43-55 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.03.011]
- Jung M, Koirala S, Weber U, Ichii K, Gans F, Camps-Valls G, Papale D, Schwalm C, Tramontana G and Reichstein M. 2019. The FLUXCOM ensemble of global land-atmosphere energy fluxes. *Scientific Data*, 6(1): 74 [DOI: 10.1038/s41597-019-0076-8]
- Kana T M, Geider R J and Critchley C. 1997. Regulation of photosynthetic pigments in micro-algae by multiple environmental factors: a dynamic balance hypothesis. *New Phytologist*, 137(4): 629-638 [DOI: 10.1046/j.1469-8137.1997.00857.x]
- Kapos V, Rhind J, Edwards M, Price M F and Ravilious C. 2000. Developing a map of the world's mountain forests//Price M F and Butt N, eds. *Forests in Sustainable Mountain Development: A State of Knowledge Report for 2000*. Task Force on Forests in Sustainable Mountain Development. Wallingford: CABI Pub.: 4-19. [DOI: 10.1079/9780851994468.0004]
- Kljun N, Calanca P, Rotach M W and Schmid H P. 2015. A simple two-dimensional parameterisation for Flux Footprint Prediction (FFP). *Geoscientific Model Development*, 8(11): 3695-3713 [DOI: 10.5194/gmd-8-3695-2015]
- Lasslop G, Reichstein M, Papale D, Richardson A D, Ameth A, Barr A, Stoy P and Wohlfahrt G. 2010. Separation of net ecosystem exchange into assimilation and respiration using a light response curve approach: critical issues and global evaluation. *Global Change Biology*, 16(1): 187-208 [DOI: 10.1111/j.1365-2486.2009.02041.x]
- Leishman M R and Westoby M. 1994. The role of large seed size in shaded conditions: experimental evidence. *Functional Ecology*, 8(2): 205-214 [DOI: 10.2307/2389903]
- Li A N, Bian J H, Yin G F, Jin H A, Zhao W, Zhang Z J, Nan X and Lei G B. 2018. Study on retrieving key ecological parameters in mountainous regions by remote sensing methods and evaluating their spatio-temporal representativeness. *Advances in Earth Science*, 33(2): 141-151 (李爱农, 边金虎, 尹高飞, 靳华安, 赵伟, 张正健, 南希, 雷光斌. 2018. 山地典型生态参量遥感反演建模及其时空表征能力研究. *地球科学进展*, 33(2): 141-151) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2018.02.0141]
- Li A N, Bian J H, Zhang Z J, Zhao W and Yin G F. 2016a. Progresses, opportunities, and challenges of mountain remote sensing research. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 1199-1215 (李爱农, 边金虎, 张正健, 赵伟, 尹高飞. 2016a. 山地遥感主要研究进展、发展机遇与挑战. *遥感学报*, 20(5): 1199-1215) [DOI: 10.11834/jrs.20166227]
- Li A N, Yin G F, Jin H A, Bian J H and Zhao W. 2016b. Principles and methods for the retrieval of biophysical variables in mountainous areas. *Remote Sensing Technology and Application*, 31(1): 1-11 (李爱农, 尹高飞, 靳华安, 边金虎, 赵伟. 2016b. 山地地表生态

- 参量遥感反演的理论、方法与问题. 遥感技术与应用, 31(1): 1-11 [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.1.0001]
- Li X, Ma M G, Wang J, Liu Q, Che T, Hu Z Y, Xiao Q, Liu Q H, Su P X, Chu R Z, Jin R, Wang W Z and Ran Y H. 2008. Simultaneous remote sensing and ground-based experiment in the heihe river basin: scientific objectives and experiment design. *Advances in Earth Science*, 23(9): 897-914 (李新, 马明国, 王建, 刘强, 车涛, 胡泽勇, 肖青, 柳钦火, 苏培玺, 楚荣忠, 晋锐, 王维真, 冉有华. 2008. 黑河流域遥感—地面观测同步试验: 科学目标与试验方案. *地球科学进展*, 23(9): 897-914) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-8166.2008.09.001]
- Li X W. 2015. Retrospect, prospect and innovation in quantitative remote sensing. *Journal of Henan University (Nature Science)*, 35(4): 49-56 (李小文. 2005. 定量遥感的发展与创新. *河南大学学报 (自然科学版)*, 35(4): 49-56) [DOI: 10.15991/j.cnki.411100.2005.04.012]
- Liang S L, Bai R, Chen X N, Cheng J, Fan W J, He T, Jia K, Jiang B, Jiang L M, Jiao Z T, Liu Y B, Ni W J, Qiu F, Song L L, Sun L, Tang B H, Wen J G, Wu G P, Xie D H, Yao Y J, Yuan W P, Zhang Y G, Zhang Y Z, Zhang Y T, Zhang X T, Zhao T J and Zhao X. 2020. Review of China's land surface quantitative remote sensing development in 2019. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(6): 618-671 (梁顺林, 白瑞, 陈晓娜, 程洁, 范闻捷, 何涛, 贾坤, 江波, 蒋玲梅, 焦子锦, 刘元波, 倪文俭, 邱凤, 宋柳霖, 孙林, 唐伯惠, 闻建光, 吴桂平, 谢东辉, 姚云军, 袁文平, 张永光, 张玉珍, 张云腾, 张晓通, 赵天杰, 赵祥. 2020. 2019年中国陆表定量遥感发展综述. *遥感学报*, 24(6): 618-671) [DOI: 10.11834/jrs.20209476]
- Liu L Y. 2014. Simulation and correction of spatial scaling effects for leaf area index. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 18(6): 1158-1168 (刘良云. 2014. 叶面积指数遥感尺度效应与尺度纠正. *遥感学报*, 18(6): 1158-1168) [DOI: 10.11834/jrs.20144103]
- Liu L Y and Song B W. 2022. Calculating the carbon sequestration rate of terrestrial ecosystems: methods, progress and challenges. *Transactions of Atmospheric Sciences*, 45(3): 321-331 (刘良云, 宋博文. 2022. 陆地生态系统固碳速率立体监测方法: 进展与挑战. *大气科学学报*, 45(3): 321-331) [DOI: 10.13878/j.cnki.dqkxxb.20220303002]
- Liu Y, Zhou Y, Ju W, Wang S, Wu X, He M and Zhu G. 2014. Impacts of droughts on carbon sequestration by China's terrestrial ecosystems from 2000 to 2011. *Biogeosciences*, 11(10): 2583-2599 [DOI: 10.5194/bg-11-2583-2014]
- Liu Y B, Xiao J F, Ju W M, Zhu G L, Wu X C, Fan W L, Li D Q and Zhou Y L. 2018. Satellite-derived LAI products exhibit large discrepancies and can lead to substantial uncertainty in simulated carbon and water fluxes. *Remote Sensing of Environment*, 206: 174-188 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.12.024]
- Mizoguchi Y, Miyata A, Ohtani Y, Hirata R and Yuta S. 2009. A review of tower flux observation sites in Asia. *Journal of Forest Research*, 14(1): 1-9 [DOI: 10.1007/s10310-008-0101-9]
- Novick K A, Biederman J A, Desai A R, Litvak M E, Moore D J P, Scott R L and Torn M S. 2018. The AmeriFlux network: a coalition of the willing. *Agricultural and Forest Meteorology*, 249: 444-456 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.10.009]
- Pérez-Ramos I M, Cambrollé J, Hidalgo-Gálvez M D, Matías L, Montero-Ramírez A, Santolaya S and Godoy Ó. 2020. Phenological responses to climate change in communities of plants species with contrasting functional strategies. *Environmental and Experimental Botany*, 170: 103852 [DOI: 10.1016/j.envexpbot.2019.103852]
- Reichstein M, Falge E, Baldocchi D, Papale D, Aubinet M, Berbigier P, Bernhofer C, Buchmann N, Gilmanov T, Granier A, Grünwald T, Havráneková 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]
- Robinson N P, Allred B W, Smith W K, Jones M O, Moreno A, Erickson T A, Naugle D E and Running S W. 2018. Terrestrial primary production for the conterminous United States derived from Landsat 30 m and MODIS 250 m. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 4(3): 264-280 [DOI: 10.1002/rse2.74]
- Running S, Mu Q and Zhao M. 2015. MOD17A2H MODIS/Terra Gross Primary Productivity 8-Day L4 Global 500m SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC [DOI: 10.5067/MODIS/MOD17A2H.006]
- Simic A, Chen J M, Liu J and Csillag F. 2004. Spatial scaling of net primary productivity using subpixel information. *Remote Sensing of Environment*, 93(1/2): 246-258 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.07.008]
- Slevin D, Tett S F B, Exbrayat J F, Bloom A A and Williams M. 2017. Global evaluation of gross primary productivity in the JULES land surface model v3.4.1. *Geoscientific Model Development*, 10(7): 2651-2670 [DOI: 10.5194/gmd-10-2651-2017]
- Sprintsint M, Chen J M, Desai A and Gough C M. 2012. Evaluation of leaf-to-canopy upscaling methodologies against carbon flux data in North America. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 117(G1): G01023 [DOI: 10.1029/2010jg001407]
- Stroppiana D, Antoninetti M and Brivio P A. 2014. Seasonality of MODIS LST over Southern Italy and correlation with land cover, topography and solar radiation. *European Journal of Remote Sensing*, 47(1): 133-152 [DOI: 10.5721/EuJRS20144709]
- Sun Q L, Feng X F, Ge Y and Li B L. 2015. Topographical effects of climate data and their impacts on the estimation of net primary productivity in complex terrain: a case study in Wuling mountainous area, China. *Ecological Informatics*, 27: 44-54 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2015.02.003]
- Tramontana G, Jung M, Schwalm C R, Ichii K, Camps-Valls G, Ráduľy B, Reichstein M, Arain M A, Cescatti A, Kiely G, Merbold L, Serrano-Ortiz P, Sickert S, Wolf S and Papale D. 2016. Predicting carbon dioxide and energy fluxes across global FLUXNET sites with regression algorithms. *Biogeosciences*, 13(14): 4291-4313 [DOI: 10.5194/bg-13-4291-2016]
- van Loon M P, Schieving F, Rietkerk M, Dekker S C, Sterck F and Anten N P R. 2014. How light competition between plants affects

- their response to climate change. *New Phytologist*, 203(4): 1253-1265 [DOI: 10.1111/nph.12865]
- van Zyl J J. 2001. The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM): a breakthrough in remote sensing of topography. *Acta Astronautica*, 48(5/12): 559-565 [DOI: 10.1016/s0094-5765(01)00020-0]
- Wigmosta M S, Vail L W and Lettenmaier D P. 1994. A distributed hydrology-vegetation model for complex terrain. *Water Resources Research*, 30(6): 1665-1679 [DOI: 10.1029/94wr00436]
- Xie X Y, Chen J M, Gong P and Li A N. 2021a. Spatial scaling of gross primary productivity over sixteen mountainous watersheds using vegetation heterogeneity and surface topography. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 126(5): e2020JG005848 [DOI: 10.1029/2020JG005848]
- Xie X Y and Li A N. 2020a. An adjusted two-leaf light use efficiency model for improving GPP simulations over mountainous areas. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 125(13): e2019JD031702 [DOI: 10.1029/2019jd031702]
- Xie X Y and Li A N. 2020b. Development of a topographic-corrected temperature and greenness model (TG) for improving GPP estimation over mountainous areas. *Agricultural and Forest Meteorology*, 295: 108193 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2020.108193]
- Xie X Y, Li A N, Chen J M, Guan X B and Leng J Y. 2022a. Quantifying scaling effect on gross primary productivity estimation in the upscaling process of surface heterogeneity. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 127(7): e2021JG006775 [DOI: 10.1029/2021JG006775]
- Xie X Y, Li A N, Guan X B, Tan J B, Jin H A and Bian J H. 2021b. A practical topographic correction method for improving Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer gross primary productivity estimation over mountainous areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103: 102522 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102522]
- Xie X Y, Li A N and Jin H A. 2018. The simulation models of the forest carbon cycle on a large scale: a review. *Acta Ecologica Sinica*, 38(1): 41-54 (谢馨瑶, 李爱农, 靳华安. 2018. 大尺度森林碳循环过程模拟模型综述. *生态学报*, 38(1): 41-54) [DOI: 10.5846/stxb201612122550]
- Xie X Y, Li A N, Jin H A, Bian J H, Zhang Z J and Nan X. 2021c. Comparing three remotely sensed approaches for simulating gross primary productivity over mountainous watersheds: a case study in the wanglang national nature reserve, China. *Remote Sensing*, 13(18): 3567 [DOI: 10.3390/rs13183567]
- Xie X Y, Li A N, Jin H A, Tan J B, Wang C B, Lei G B, Zhang Z J, Bian J H and Nan X. 2019. Assessment of five satellite-derived LAI datasets for GPP estimations through ecosystem models. *Science of the Total Environment*, 690: 1120-1130 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.06.516]
- Xie X Y, Li A N, Tan J B, Jin H A, Nan X, Zhang Z J, Bian J H and Lei G B. 2020a. Assessments of gross primary productivity estimations with satellite data-driven models using eddy covariance observation sites over the northern hemisphere. *Agricultural and Forest Meteorology*, 280: 107771 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107771]
- Xie X Y, Li A N, Tan J B, Lei G B, Jin H A and Zhang Z J. 2020b. Uncertainty analysis of multiple global GPP datasets in characterizing the lagged effect of drought on photosynthesis. *Ecological Indicators*, 113: 106224 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106224]
- Xie X Y, Li A N, Tian J, Wu C L and Jin H A. 2023. A fine spatial resolution estimation scheme for large-scale gross primary productivity (GPP) in mountain ecosystems by integrating an eco-hydrological model with the combination of linear and non-linear downscaling processes. *Journal of Hydrology*, 616: 128833 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2022.128833]
- Xie X Y, Tian J, Wu C L, Li A N, Jin H A, Bian J H, Zhang Z J, Nan X and Jin Y. 2022b. Long-term topographic effect on remotely sensed vegetation index-based gross primary productivity (GPP) estimation at the watershed scale. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 108: 102755 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102755]
- Yan G J, Wang T X, Jiao Z H, Mu X H, Zhao J and Chen L. 2016. Topographic radiation modeling and spatial scaling of clear-sky land surface longwave radiation over rugged terrain. *Remote Sensing of Environment*, 172: 15-27 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.026]
- Yu G R, Fu Y L, Sun X M, Wen X F and Zhang L M. 2006. Research progress and development ideas of China terrestrial ecosystem flux observation and research network (ChinaFLUX). *Science in China Ser. D Earth Sciences*, 36(S1): 1-21 (于贵瑞, 伏玉玲, 孙晓敏, 温学发, 张雷明. 2006. 中国陆地生态系统通量观测研究网络(ChinaFLUX)的研究进展及其发展思路. *中国科学 D辑: 地球科学*, 36(S1): 1-21) [DOI: 10.1360/zd2006-36-S1-1]
- Yuan W P, Cai W W, Liu D and Dong W J. 2014. Satellite-based vegetation production models of terrestrial ecosystem: an overview. *Advances in Earth Science*, 29(5): 541-50 (袁文平, 蔡文文, 刘丹, 董文杰. 2014. 陆地生态系统植被生产力遥感模型研究进展. *地球科学进展*, 29(5): 541-550) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2014.05.0541]
- Yuan W P, Lin S R and Wang X Y. 2022. Progress of studies on satellite-based terrestrial vegetation production models in China. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 46(6): 889-908 [DOI: 10.1177/03091333221114864]
- Yuan W P, Liu S G, Yu G R, Bonnefond J M, Chen J Q, Davis K, Desai A R, Goldstein A H, Gianelle D, Rossi F, Suyker A E and Verma S B. 2010. Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sensing of Environment*, 114(7): 1416-1431 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.01.022]
- Zhang S H, Li X G, She J F and Peng X M. 2019a. Assimilating remote sensing data into GIS-based all sky solar radiation modeling for mountain terrain. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111239 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111239]
- Zhang Y, Xiao X M, Wu X C, Zhou S, Zhang G L, Qin Y W and Dong J W. 2017. A global moderate resolution dataset of gross primary production of vegetation for 2000-2016. *Scientific Data*, 4(1): 170165 [DOI: 10.1038/sdata.2017.165]
- Zhang Y Q, Kong D D, Gan R, Chiew F H S, McVicar T R, Zhang Q and Yang Y T. 2019b. Coupled estimation of 500 m and 8-day resolution global evapotranspiration and gross primary production in

- 2002-2017. Remote Sensing of Environment, 222: 165-182 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.031]
- Zhao W, Li A N, Zhang Z J, Bian J H, Jin H A, Yin G F, Nan X and Lei G B. 2016. A study on land surface temperature terrain effect over mountainous area based on Landsat 8 thermal infrared data. Remote Sensing Technology and Application, 31(1): 63-73 (赵伟, 李爱农, 张正健, 边金虎, 靳华安, 尹高飞, 南希, 雷光斌. 2016. 基于Landsat8热红外遥感数据的山地地表温度地形效应研究. 遥感技术与应用, 31(1): 63-73) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.1.0063]
- Zhao W, Sánchez N, Lu H and Li A N. 2018. A spatial downscaling approach for the SMAP passive surface soil moisture product using random forest regression. Journal of Hydrology, 563: 1009-1024 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.06.081]
- Zhou Y, Zhu Q, Chen J M, Wang Y Q, Liu J, Sun R and Tang S. 2007. Observation and simulation of net primary productivity in Qilian Mountain, western China. Journal of Environmental Management, 85(3): 574-584 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2006.04.024]

Analysis of error sources in the multi-scale remote sensing estimation of mountain vegetation gross primary productivity

XIE Xinyao¹, LI Ainong^{1,2}, TIAN Jie¹, WU Changlin¹

1. Research Center for Digital Mountain and Remote Sensing Application, Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China;

2. Wanglang Mountain Remote Sensing Field Observation and Research Station of Sichuan Province, Mianyang 621000, China

Abstract: Mountain ecosystems, covering approximately 24% of the terrestrial surface, are the key component of earth's carbon cycle in terrestrial ecosystems. Vegetation in mountain ecosystems can regulate the energy budget via mediating the exchange of energy and substance and thus has been regarded as an essential bioindicator for the global climate change over the past decades. Accurate estimation of mountain vegetation Gross Primary Productivity (GPP) plays a vital role in understanding the function of mountain ecosystems and characterizes the ecosystem responses to climate change. Owing to the effect of complex mountainous conditions and the limitations from spatial resolutions, obvious topographic errors and spatial scaling errors in mountain vegetation GPP estimates occur. Thus, evaluating the error sources in the estimation of mountain vegetation GPP across multiple spatial scales is crucial.

In this study, we selected the Wanglang National Nature Reserve—a typical mountainous ecosystem in southwest China—as the study area. An eco-hydrological model called Boreal Ecosystems Productivity Simulator-TerrainLab was used to obtain the vegetation GPP and analyze the topographic and spatial scaling errors at fine, medium, and coarse spatial scales (i.e., 30, 480, and 960 m). First, the topographic errors in estimating vegetation GPP were evaluated across four scenarios that characterized the effects of different topographic features at the fine, medium, and coarse spatial scales. Then, spatial scaling errors were illustrated at the scales of 480 and 960 m. Finally, the agreement index (d), determination coefficient (R^2), Root-Mean-Square Error (RMSE), and Mean Bias Error (MBE) were used to evaluate the topographic and spatial scaling errors in modeling mountain vegetation GPP at the fine, medium, and coarse spatial scales.

Results showed that the multiscale vegetation GPP estimates across different simulation conditions presented obvious spatial differences (the difference among regional mean values upped to $198 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$). The topographic errors of vegetation GPP estimates showed a decreasing trend with the decrease in spatial resolution, suggesting that considerable attention should be paid to high spatial resolutions (the MBE value was $200 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$). Specifically, the error caused by ignoring the redistribution of soil water was observed to be the largest source of topographic errors. As for the spatial scaling errors, an increasing trend with the decrease in spatial resolution was found, highlighting the necessity of reducing the spatial scaling errors in middle- and coarse-spatial-resolution GPP estimates (161 and $210 \text{ g}/(\text{m}^2 \cdot \text{a})$, respectively).

In generating multiscale mountain vegetation GPP products, the topographic effects on high-spatial-resolution GPP estimation should be eliminated. Attention should also be given to the spatial scaling errors of GPP products at middle and coarse spatial resolutions. In consideration of the evident topographic errors caused by ignoring water redistribution, accurate estimation of soil moisture would improve the quality of GPP products over mountainous areas, especially the products at high spatial resolutions.

Key words: remote sensing, gross primary productivity, mountain ecosystems, multiple spatial scales, topographic errors, spatial scaling errors

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFA0608702); National Natural Science Foundation of China (No. 42471429, 42201418); Science and Technology Research Program of Institute of Mountain Hazards and Environment (No. IMHE-ZYTS-05); Sichuan Science and Technology Program (No. 2024NSFSC0794); Postdoctoral Science Foundation of China (No. 2021M700139, 2023T160627); Chinese Academy of Sciences Youth Innovation Promotion Association (No. 2023390)