

面向公里级遥感像元的地面观测理论与方法 —以数值型陆表参数为例

吴小丹¹, 闻建光², 肖青², 林兴稳³, 游冬琴², 尹高飞¹, 柳钦火²

1. 西南交通大学 地球科学与工程学院, 成都 611756;

2. 中国科学院 空天信息创新研究院, 北京 100101;

3. 浙江师范大学 地理与环境科学学院, 金华 321004

摘要: 地面观测是遥感科学研究的基础, 为定量遥感模型的构建、遥感信息准确高效的反演、真实性检验提供重要的数据支撑。特别是进入人工智能时代以来, 将地面观测与遥感数据相结合驱动深度学习的模式在一定程度上创新了陆表参数反演的范式。然而, 由于地面观测与遥感像元的尺度差异以及陆表本身复杂的空间异质性, 地面观测存在代表性误差, 将其直接作为像元尺度地面真值使用时会给后续的地面观测数据与遥感数据的协同分析和处理带来很大不确定性。如何通过科学的地面观测获取无限接近遥感像元尺度地面真值是野外遥感观测实验关注的焦点。目前围绕像元尺度地面真值获取已经系统开展了从样区的选择、空间异质性评价、地面样点优化布设、地面观测尺度到尺度转换获取像元尺度“真值”等研究。虽然针对每一个环节都开展了大量的研究工作, 然而各个环节中存在概念模糊和理解不充分的情况, 导致像元尺度地面真值获取的不确定性很大。如何对像元尺度地面真值获取过程进行不确定性的约束和控制从而获得不确定性最小的像元尺度地面“真值”是目前亟需解决的瓶颈难题。本文围绕像元尺度地面真值获取的几个关键环节论述了目前存在的挑战以及可能的解决途径, 在一定程度上为像元尺度地面真值获取的准确性和精度的提升提供一些新的认识和理论指导。

关键词: 像元尺度真值, 地面观测, 尺度差异, 空间异质性, 代表性误差, 不确定性, 真实性检验, 质量评估, 样本构建

中图分类号:

引用格式: 吴小丹, 闻建光, 肖青, 林兴稳, 游冬琴, 尹高飞, 柳钦火. XXXX. 面向公里级遥感像元的地面观测理论与方法—以数值型陆表参数为例. 遥感学报, XX(XX): 1-18

Wu X D, Wen J G, Xiao Q, Lin X W, You D Q, Yin G F and Liu Q H. XXXX. Theory and method of ground observation on satellite pixel scales-taking numerical land surface parameters as an example. National Remote Sensing Bulletin, DOI: 10.11834/jrs.20244296]

1 引言

地面观测是遥感科学研究中最基础的工作, 是获取各种遥感基础研究所需要先验知识最主要和最直接的手段。从1978年开展的腾冲遥感实验, 到1999年的山东禹城的定量遥感实验, 2001年的北京顺义星机地遥感综合实验, 2008-2012年的黑河遥感实验, 再到最近几年针对不同遥感参数不同课题组分散开展的专题遥感实验(如根河遥感实验、闪电河-滦河流域遥感综合实验、怀来遥感

实验等), 地面遥感观测数据的不断积累, 有力地推动了国内遥感事业的蓬勃发展。不仅如此, 国际上针对不同的科学目标也开展了多次遥感实验, 如1987-1993年开展的FIFE地面过程实验, 1990-1998年在加拿大北部针对北方森林系统和大气相互作用开展的调研实验BOREAS, 1993年开展的全球能量与水循环实验GEWEX, 2002-2003年开展的寒区地面过程实验CLPX, 以及专门服务于遥感产品真实性检验的VALERI实验和BigFoot实验等, 这些遥感实验很大程度上体现了遥感的发展

收稿日期: XXXX-XX-XX; 预印本: XXXX-XX-XX

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFB3905800, 2023YFB3905803)资助;

第一作者简介: 吴小丹, 研究方向为定量遥感真实性检验及尺度转换。E-mail: wuxd@my.swjtu.edu.cn

通信作者简介: 闻建光, 研究方向为定量遥感。E-mail: wenjg@aircas.ac.cn

水平。

遥感实验中的地面观测也是对地观测、天-空-地一体化观测中的重要组成部分,在应用中承担着遥感模型构建、遥感信息准确高效的反演、尺度转换机理分析、数据定标和遥感产品真实性检验等关键任务,促进了定量遥感学科体系的建设与深化。特别是进入人工智能时代以来,将地面观测与遥感数据相结合驱动深度学习的模式在遥感领域已取得了令人瞩目的研究成果,在土壤水分 (Adab 等, 2020)、地表温度 (Wang 等, 2021)、地表蒸散发 (Pan 等, 2020)、地上生物量 (Pham 等, 2020)、植被物候 (Xin 等, 2020) 等的反演中得到了广泛关注和应用,在一定程度上创新了陆表参数反演的范式。目前,地面观测技术本身已有了很大的发展,从单个站点原位观测到组网观测,从人工观测到无线传感器网络自动、实时的观测,从单一地面观测到天空地一体化协同观测,地面观测仪器的准确性越来越高、空间覆盖范围越来越大、时间连续性越来越好,观测的参数也越来越完善。然而,将地面观测与遥感像元匹配进行后续的分析 and 处理时会存在很大的不确定性 (Miao 等, 2024; Wang 等, 2020)。其根源在于自地面观测与遥感像元的尺度差异以及陆表本身复杂的空间异质性引起的地面观测的代表性误差 (Crow 等, 2012; 汪静平等, 2023)。

相比卫星遥感数据,地面观测由于观测直接被认为是陆表参量最准确的测量方法 (Wu 等, 2023; Xu 等, 2021)。但是它通常是一个“点”尺度上的观测。之所以被认为是“点”尺度观测,主要是因为跟公里尺度的遥感像元相比,其观测的尺度小到认为是点观测。因此,本文中的地面观测也主要指观测足迹比较小的塔基、无线传感器网络自动观测和人工观测。

由于地表广泛存在的空间异质性和时间变异性,地面观测仅代表测量对象在观测时刻和观测位置的真值,并不能直接作为遥感像元尺度上观测对象的真值 (Schmidt 等, 2024; Peng 等, 2023; Akitsu 等, 2022; Qin 等, 2022; Ma 等, 2021; Molero 等, 2018; Castro 等, 2018)。仅仅由空间尺度不同引起的地面观测值与像元尺度地面真值之间的差异就称为地面观测的代表性误差 (Ma et al., 2021)。代表性误差是制约地面观测和遥感像元协同反演以及真实性检验的瓶颈问题,

严重降低了遥感反演的准确性和模型、算法、遥感产品真实性检验的可信度 (Wu 等, 2019; Balenzano 等, 2021)。如地面站点的 CO₂ 观测的代表性误差造成中国碳汇反演结果高估至少两倍 (Wang 等, 2020)。地面降水观测的代表性误差也使亚洲水塔的降水被严重低估 (Miao 等, 2024)。在真实性检验工作中,地面观测的代表性误差甚至会远大于模型或者遥感产品本身的误差,掩盖掉其实际的准确性 (Balenzano 等, 2021; Richter 等, 2014; Merlaud 等, 2020)。因此,如何提高地面观测在遥感像元尺度的时空代表性使其无限接近像元尺度地面真值成为野外遥感实验关注的焦点。

像元尺度地面真值的获取是一个系统性工程,包括了场地选择、异质性评价、站点布设、地面观测再到尺度转换得到像元尺度“真值” (闻建光等, 2023)。虽然目前围绕这些环节都开展了大量的研究工作,从不同角度使地面观测接近像元尺度地面真值,但仍存在概念模糊和理解不充分的情况,导致像元尺度地面“真值”获取的不确定性很大。越来越多的学者指出需要对基于地面观测获取的像元尺度“真值”的不确定性进行全面的评价 (Niro 等, 2021; Akitsu 等, 2022; Naethe 等, 2024)。然而,仅仅评价还不够,如何对基于地面观测数据获取像元尺度真值的全过程进行约束和控制从而使地面观测数据无限接近像元尺度绝对真值是提高后续应用精度的关键 (Li 等, 2024)。正如闻建光等 (2023) 指出像元尺度地面真值的获取是一个“斤斤计较”的过程,需要把每一个环节的不确定性降至最小才能获得准确性最高、不确定性最小的像元尺度地面“真值”。因此,像元尺度真值获取的每一个过程都是值得深入研究和讨论的基础性问题。本文围绕像元尺度地面真值获取的几个关键环节论述了目前存在的挑战以及可能的解决途径,旨在为像元尺度地面真值获取的准确性和精度提升提供一些新的认识 and 理论指导。

2 像元尺度地面真值获取及不确定性控制

像元尺度地面“真值”的不确定性与地面观测数据的形式以及获取像元尺度“真值”的方法有关。通常情况下,获取像元尺度“真值”的地

面观测数据有三种形式: 稀疏观测网、稠密观测网、有人机/无人机观测。稀疏观测网大部分是已经建设好的, 具有长时间序列的观测数据 (如 Fluxnet、CERN、EuroFLUX 等), 也有一些规划中的或正在建设的站点。这类数据的特点是一个公里尺度像元内至多一个站点。稠密观测网的特点是一个公里尺度像元内布设了很多个样点, 如无限传感器网络数据, 也有部分人工多点观测。有人机/无人机观测往往是在公里尺度像元内获取空间连续的具有更高空间分辨率的观测, 其优势是能充分捕捉到公里尺度像元内的空间变异特点。

基于单个站点获取的像元尺度地面“真值”受地面测量数据误差和代表度误差的影响 (Wu

等, 2019; Balenzano 等, 2021)。因此为了降低基于单个站点获得的像元尺度“真值”的不确定性, 应尽量降低测量数据的误差和地面观测的时空代表性误差。时空代表性误差的降低一方面可以通过空间异质性/空间代表性评价筛选满足一定阈值条件的站点, 一方面针对异质性站点可以通过升尺度转换来提升地面站点观测的代表性。对于正在建设或者规划中的站点, 可以通过优化观测位置或者扩大观测足迹提升地面站点观测的空间代表性, 降低代表度误差。需要注意的是, 地面观测数据和遥感像元几何位置的完全匹配也是时空代表性误差降低的前提 (图1)。

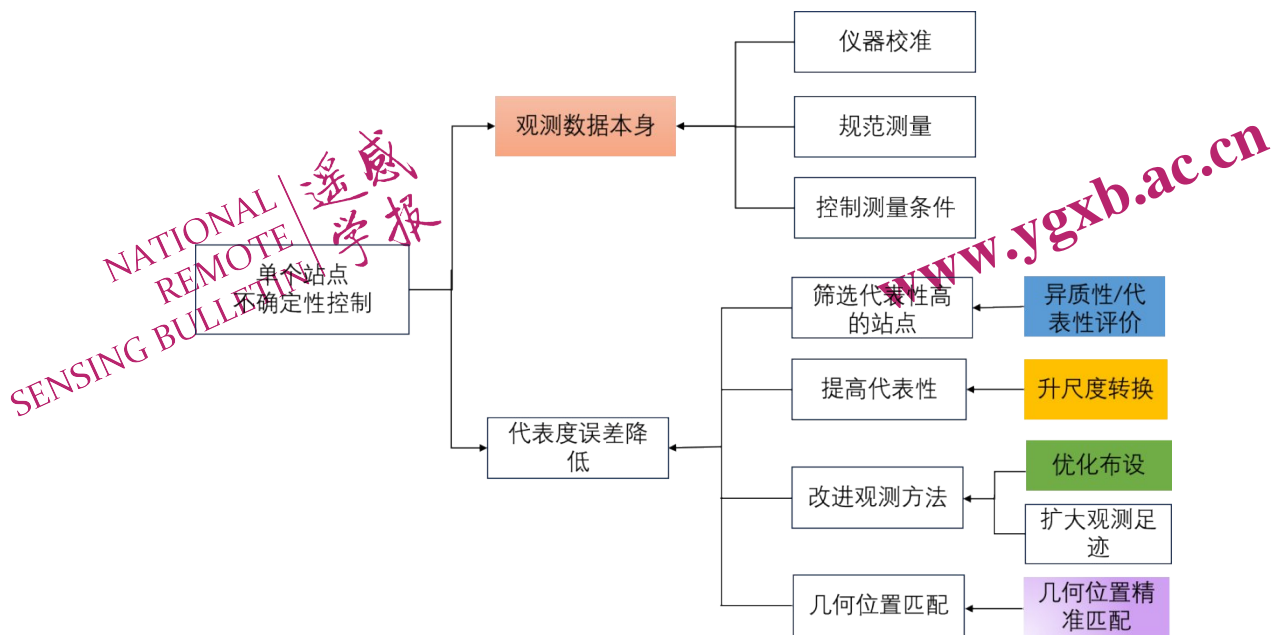


图1 基于单个站点获取的像元尺度“真值”不确定性的控制途径

Fig.1 The control approach of the uncertainty of pixel scale reference based on single in situ site measurements.

类似的, 基于多个站点观测获取的像元尺度“真值”的不确定性也受观测数据本身的误差和其代表性误差。代表性误差一方面取决于空间异质性和采样误差, 一方面取决于尺度转换函数的有效性, 还取决于地面观测的范围与遥感像元的空间位置的匹配程度。因此, 除了对观测数据本身的质量进行约束和控制外, 对于新建的站点, 需要发展合适的站点优化布设方法, 提升地面观测在遥感像元尺度上的代表性; 对于已架设好的站点, 若空间代表性不足则需要发展对应的升尺度转换方法提升地面观测的空间代表性。此外, 构建地面观测与卫星遥感像元的几何位置精准匹配方法

也是提升像元尺度地面真值获取精度的关键 (图2)。

高分辨率的有人机和无人机数据常用于异质性很强的地表像元尺度真值获取。这种方法获取的像元参考真值往往是利用公里遥感像元内所有高分辨率像元聚合得到的 (Wu 等, 2023)。这种方法虽然在一定程度上避免了地面观测与卫星像元的尺度不匹配问题, 但是像元尺度“真值”的准确性严格依赖于高分辨率数据本身的误差、小“面”到大“面”的尺度转换误差、以及高分辨率数据和公里尺度遥感像元几何位置不匹配的影响。因此, 为了获取高质量的像元参考“真

值”，高分辨率数据需要严格的标定，高分辨率数据到公里尺度像元的升尺度转换方法要有效，公

里尺度像元的空间位置需要非常精确（图3）。

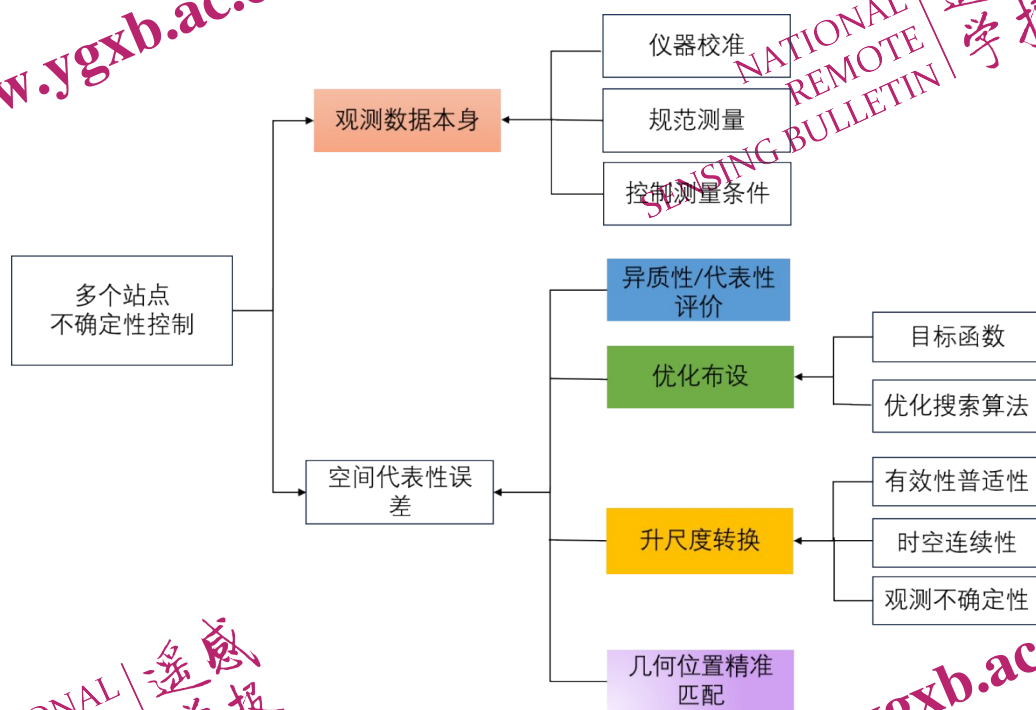


图2 基于多个站点获取的像元尺度“真值”不确定性的控制途径
Fig. 2 The control approach of uncertainty of pixel scale reference based on multiple in situ sites measurements.

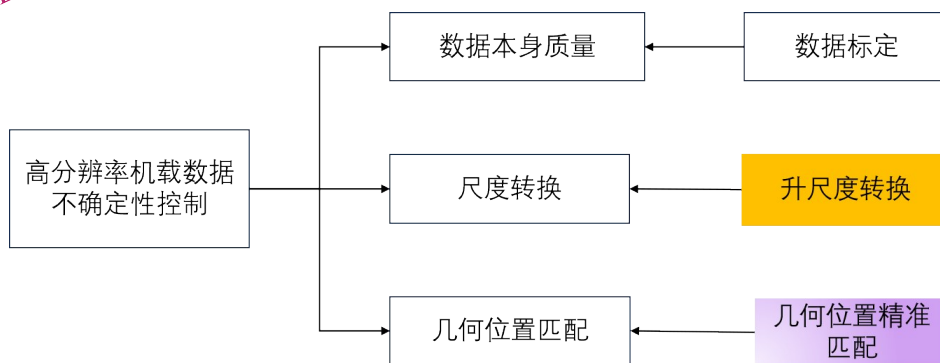


图3 基于高分辨率机载数据获取的像元尺度“真值”不确定性的控制途径
Fig. 3 The control approach of uncertainty of pixel scale reference based on airborne measurements.

从上述分析可以看出，像元尺度地面“真值”的获取过程中，不确定性因素多且复杂。目前有关不确定性的量化和不确定性因素之间的误差传递已成为遥感领域国际关注的焦点（Brown 等，2021；Niro 等，2021；Duncanson 等，2021；Wu 等，2023）。本文的重点不在于像元参考“真值”的不确定性分析，而只针对参考真值获取过程中的共性问题（空间异质性/代表性评价、几何位置匹配、站点优化布设、地面观测以及尺度转换）论述目前存在的挑战以及对不确定性进行控制的

途径。

3 像元尺度地面真值获取难题及途径

3.1 空间异质性和空间代表性

空间异质性定义为系统或者系统属性在空间上的复杂性和变异性（Li 和 Reynolds，1995）。空间异质性是地面观测存在代表性误差的根本原因。换言之，如果空间异质性不存在，地面观测数据就是遥感像元尺度真值。空间异质性对地面观测

代表性的影响包含两个方面: 一是地面站点/网对大区域乃至全球各种复杂地表的代表性; 二是地面观测数据对待验证像元的空间代表性。前者要求地面站点/网的分布尽可能合理, 对区域或者全球地表具有典型性和代表性。关于地面站网的布设性马灵玲等 (2024) 已有讨论, 这里则重点讨论空间异质性对像元尺度真值获取的影响。

从遥感像元的角度, 空间异质性强调了像元内部地理变量空间分布的不均匀性或复杂性, 即指因为空间位置的不同而引发的观测对象的值不同。遥感像元范围内的空间异质性一般是各向同性的 (Román 等, 2009; Xu 等, 2016)。遥感像元的空间异质性有几个特点。(1) 与像元本身的尺度有关, 一个典型的例子是公里级尺度上认为草地相对均质, 但从米级尺度看往往具有异质性

特征 (草和裸土的混合)。(2) 随观测参量表现不同, 如由不同植被结构特征组成的像元下垫面, 叶面积指数的空间异质性和地表温度的空间异质性具有较大的差别。(3) 地表异质性与时间趋势有关, 如同一个像元内, 叶面积指数的时间趋势异质性与地表温度相比要小得多。因此, 地表异质性具有尺度特征、地表复杂度特征、参数差异特征以及时间趋势特征。目前地表异质性的度量指标包括基本统计度量指标, 如方差、信息熵和景观指数; 空间度量指标, 如变差函数、协方差函数; 以及复杂性度量指标, 如分形维数、非均匀信号分析和地表粗糙度。很多情形下, 一种要素无法准确、全面地刻画下垫面的异质性, 而是需要基于多要素、采取多种异质性度量方式来综合评价下垫面的异质性程度。

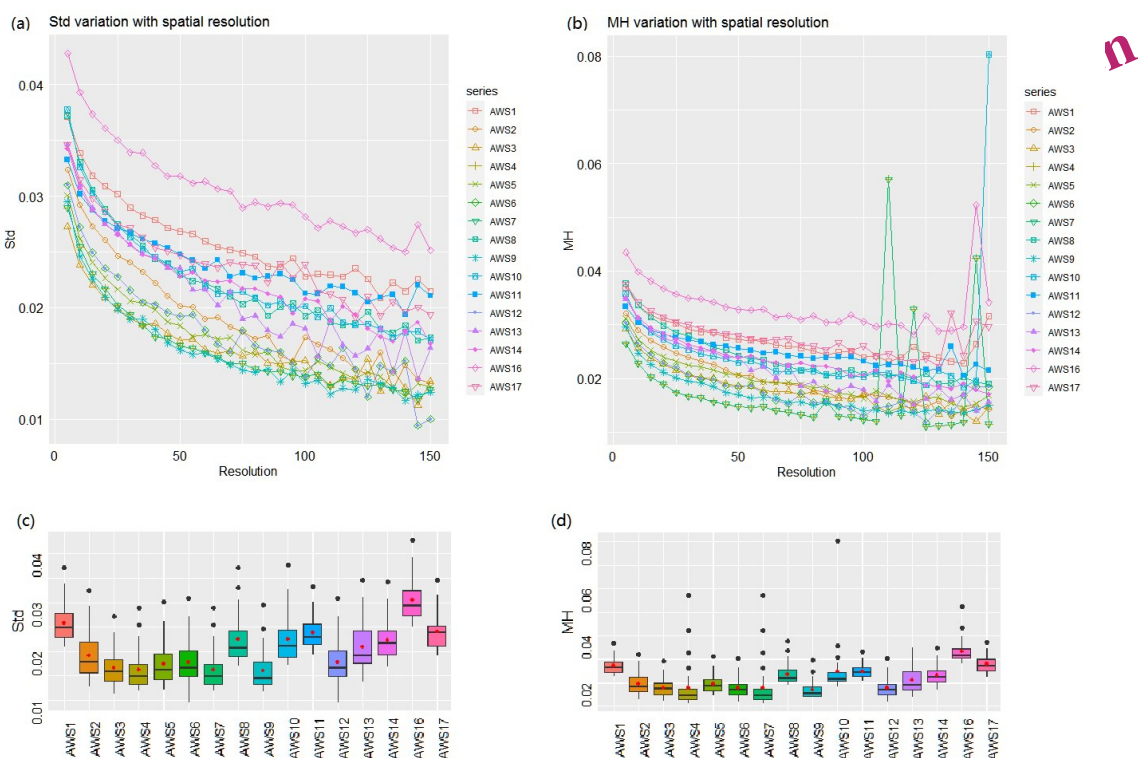


图4 1km 像元内异质性随空间尺度的变化,左侧是统计指标,右侧是基台值的平方根 (Wu et al., 2022)

Fig.4 Variation of spatial heterogeneity (SH) (indicated by standard error (a) and $\sqrt{C_0(s)}$ (b)) with different subpixel sizes over each sampled coarse pixel and the boxplots (c) and (d) of the SH calculated with different subpixel sizes over each sampled coarse pixel (Wu et al., 2022).

有关空间异质性和空间代表性评价的工作大致可以分为两类。(1) 空间异质性评价: 通过计算遥感像元内的空间异质性来评价地面观测的空间代表性 (Román 等, 2009; Wang 等, 2014; Xu 等, 2016; Peng 等, 2023)。通常在高分辨率

的目标参量或者与目标参量紧密相关的高分辨率数据的基础上利用统计或者地统计模型计算衡量异质性的指标, 如标准差 (Coll 等, 2012; Duan 等, 2019; Guillevic 等, 2014) 或者变异系数 (Zhou 等, 2015)。根据这些指标值的大小把地面

站点区分为不同的异质性程度，异质性最小的站点观测通常被认为具有空间代表性，这种情况下站点观测作为像元尺度真值（Jiao 等，2022；Román 等，2009）。一些学者利用与SIF相关的NIRv和NIRvR数据评价粗分辨率遥感像元内SIF的空间变异（Badgley 等，2017；Zeng 等，2019；Zeng 等，2022）。(2) 代表性误差的量化表达：分析地面站点和遥感像元不同参数之间的关系来量化空间代表性误差。如Huang 等（2016）通过对比单个站点观测和区域多个站点观测的均值量化地面站点观测的代表性误差。Martin 等（2019）通过计算地面站点观测与遥感像元值之间的差异来选择空间代表性好的时段。Liu 等（2013）利用足迹模型计算了地面站点的空间代表性范围。Miao 等（2024）认为对于包含一个或多个测量站的网格单元，代表性误差的大小与地表的复杂性密切相关。

对于特定的遥感像元来说，空间变异性一般随尺度的增加而趋向于降低（Wu 等，2022；Chen 等，2006），但降低的幅度随尺度的增加趋向于减弱。当尺度等增加到一定大小时，空间异质性趋于稳定。图4中的（a）和（b）分别展示了使用Std（标准差）和MH（半方差模型中基台值的平方根 $\sqrt{C_0(s) + C(s)}$ ）来评价黑河中游核心试验区内不同的1km像元的空间异质性随亚像元尺度变化的结果。总体来说，两种指标的结论基本相似，但可以看出Std能够较好地捕捉空间异质性随

尺度变化的微小差异，但是在区域标准差相近的时候不能很好地对两个区域的异质性程度进行区分，而MH则可以很好地区分标准差相近的这种情况。另一方面，需要注意的是MH可能会因为捕捉到某些纹理的特征尺度而受到干扰，在评估MH评价结果时，需要考虑到特征纹理的贡献程度。

像元内的空间异质性一般由随机因素（如测量误差或者尺度效应）和结构因素（空间自相关部分）共同引起。两部分可通过半变异函数进行量化，块金值 C_0 用来表示随机因素引起的异质性， C 表示结构性因素引起的异质性。基台值 $C_0 + C$ 表示总的空间异质性。从图5可以看出，随机因素和结构因素引起的异质性随亚像元尺度变化规律有较大差异。随机因素引起的异质性在较小的亚像元尺度上（小于25m）迅速降低，之后降至最小并基本保持稳定；结构因素引起的异质性随亚像元尺度几乎单调减小。图5（c）可以看出，在较小的亚像元尺度上，随机因素引起的空间异质性占一定的比重，不可忽视，且随机因素引起的空间异质性所占的比重也随亚像元尺度降低。随着亚像元尺度的增大，随机因素对空间异质性的贡献不断降低；在亚像元尺度达到一定程度后（大于25m），随机因素的影响可以忽略，这时的空间异质性主由结构因素引起。因此遥感像元内的空间异质性由随机因素主导还是结构因素主导要充分考虑空间尺度的问题。

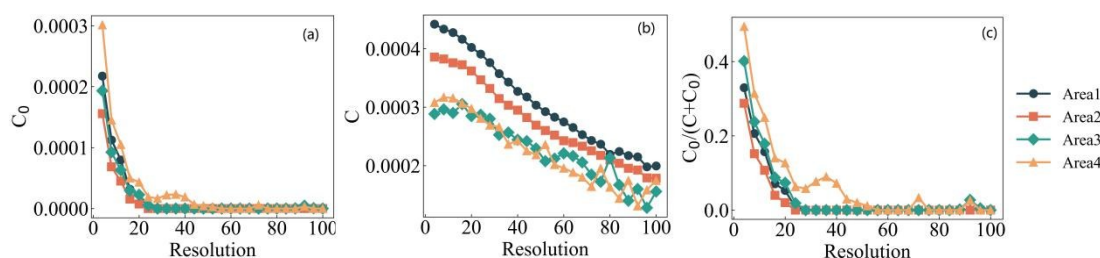


图5 1km像元内随机因素(a)和结构因素(b)引起的异质性以及随机因素在总的异质性中所占比重(c)随亚像元尺度的变化。
Fig.5 The variation of heterogeneity caused by random factors (a) and structural factors (b) as well as the proportion of former in the total heterogeneity (c) with spatial scales within the 1 km area.

由于像元内的空间异质性随亚像元尺度发生变化，那么在哪个尺度刻画异质性直接关乎结果的准确性。早期的真实性检验工作容易把待验证像元内的空间异质性和地面观测的空间代表性对立，认为空间异质性小，则地面观测的空间代表

性好；反之亦然（Roman 等，2009；Wang 等，2014），却很少关注评价空间异质性的尺度。事实上，这种情况下空间异质性评价的尺度要和地面站点观测的足迹严格对应。此外，需要注意的是，空间异质性和空间代表性并不是一回事，空间异

质性只是影响空间代表性误差的一个因素,它还取决于地面观测数据的位置,观测足迹、样点数目等。Wen 等 (2022) 基于数值模拟的方式研究了地面观测代表度误差、空间异质性、地面样方数目、样方位置、样方大小之间的定量关系 (图 6)。研究发现,如果不对样方的位置进行优化,像元内的空间异质性几乎是地面观测代表性误差的唯一因素,两者的决定系数达到 0.94 以上 (图 6 (d-f))。这种情况下增加样方数目对降低代表性误差的作用不明显。但是当样方的位置进行优化后,即使只有一个样方,代表性误差也非常小 (图 6 (a)); 特别是当样方数目达到 2 之后,代表

性误差的几乎为 0 (图 6 (b-c))。这说明当地面观测的位置进行优化后,空间异质性对空间代表性误差的影响可以忽略。研究也指出,在减小地面观测代表性误差方面,观测位置的优化要比单纯增加观测数目重要的多。因此,在提升地面观测的时空代表性方法,需要根据研究区的特点、观测参量本身的时空异质性特征、以及野外观测实验成本,选择合适的时空优化采样方法对观测站点的位置进行优化。当观测成本和采样方法固定后,还可以根据代表度误差与空间异质性之间的定量关系确定满足代表度误差要求的空间异质性的阈值,根据该阈值选择合适的研究区。

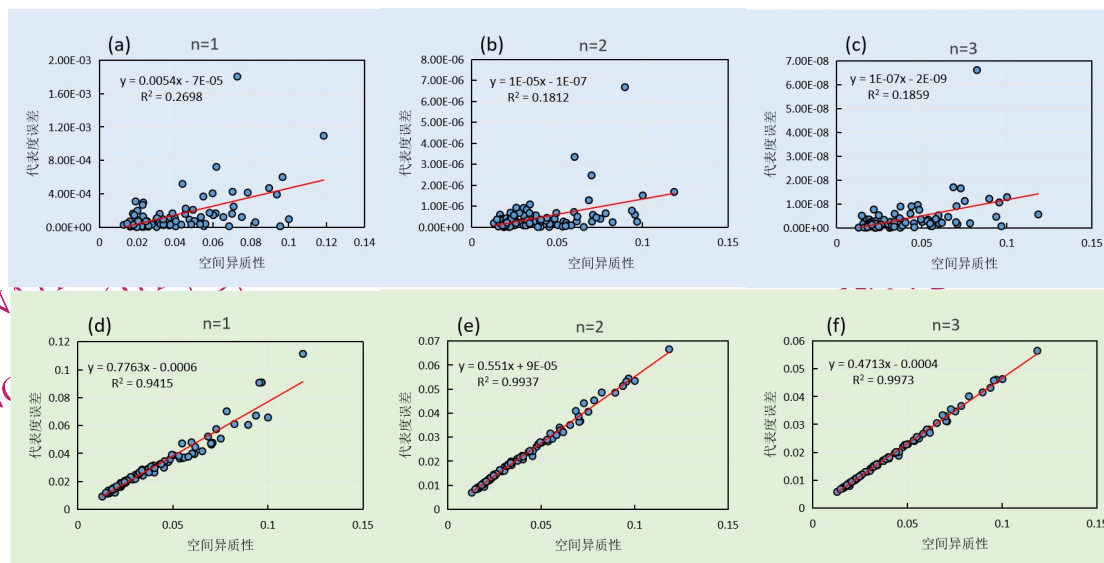


图 6 1km 像元内地表反射率的代表性误差随采样位置(第一行为优化采样,第二行为未进行优化采样)、采样数目以及空间异质性的变化情况 (Wen et al., 2022)

Fig. 6 The relationship of representativeness errors of surface reflectance with sampling location, number of samples, and spatial heterogeneity within a 1 km area (Wen et al., 2022).

3.2 遥感像元几何位置匹配

地面观测与遥感像元之间精确的几何位置匹配是获取遥感像元尺度代表性观测的前提条件。遥感数据的前序处理通常包括几何校正。以往的几何位置配准方法 (基于特征点的几何配准 (Khlopenkov 等, 2010)、海岸线交叉法 (Hoffman 等, 1987)、陆地海洋分割法 (Bennartz, 1999)) 通常作用在影像层次, 而非遥感像元层次。例如常见的基于地面特征点的几何校正, 通常是利用地面特征地物 (如道路交叉处、桥梁、机场、河流转弯处等) 建立参考对应的经纬度和对应遥感像元中心经纬度之间的数学转换模型, 再利用该

转换模型对遥感影像进行几何校正。需要注意的是, 这种几何校正模型是基于个别特征点建立的, 用到整副遥感影像上时不可避免带来适用性的问题, 并且这种校正模型并不适用于混合像元。海岸线穿越法是通过构建三次多项式拟合来确定沿轨道和跨轨道方向的几何偏移; 陆海分数法是建立以陆地海洋的面积比例和两者的辐射度之间的线性函数, 然后在跨轨道方向和沿轨道方向偏移, 计算偏移后模拟的辐射度与真实的辐射度之间的关系, 当两者关系最小时的偏移就认为是该影像的几何偏移误差。这些方法假设遥感影像的偏移具有一定的规律性。事实上, 遥感影像像元几何

定位准确性的因素多且复杂，即使是相邻的像元，其几何偏移也不一定具有相似性。因此，虽然遥感数据经过几何校正，误差小于 0.5 个像元 (Benediktsson, 2009; Wu 等, 2021)，但这是整幅影像的平均误差。当涉及到一个特定的遥感像元时，还存在不同程度的几何偏移。

目前在进行地面观测与遥感像元匹配时通常是根据地面观测的经纬度来找与之对应的遥感像元，即名义上包含地面站点的像元即为目标像元 (简称名义遥感像元)。由于遥感像元存在不同程度的几何偏移，名义遥感像元其对应的真实位置可能并不包含地面站点。这种几何位置的不匹配在均质地表影响可以忽略，然而在异质性地表，地面站点观测的对象和遥感像元信号对应的空间位置可能完全不同，给后续的分析应用带来很大的不确定性，掩盖遥感产品本身的质量 (Wu 等, 2023)。遥感像元的几何配准误差已得到大量学者的关注和深入探索，Stehman 和 Foody (2019) 指出即使是很小的几何位置匹配误差也会大大降低异质性地表基于像元的精度评价结果的准确性。Stehman 和 Wickham (2021) 指出在基于地面观测数据对遥感数据进行精度评价时，几何匹配误差的影响与评价单元有关，单个像元的评价结果受

几何匹配误差的影响最大，随着评价单元的增大，几何匹配误差的影响会降低。但是不论什么评价单元，几何匹配误差的影响始终存在。Naethe 等 (2024) 在进行地面观测数据与遥感数据的对比时指出两者之间的异常偏差主要是由于地面观测数据与遥感像元空间位置没对准引起的。Fernandes 等 (2023) 指出遥感像元的几何定位误差阻碍了地面观测数据对遥感产品的验证。

利用较大的验证单元 (如以地面站点为中心的 3×3 个像元均值) 能一定程度上降低几何位置不匹配的影响 (Stehman 等, 2021; Zibordi 等, 2022; Melin, 2022; Brown 等, 2020)。已有的部分工作都利用这种方式对不同类型的陆表参数遥感产品开展了质量评估和不确定性分析 (Naethe 等, 2024; Zibordi 等, 2022; Brown 等, 2020)。虽然这种采用窗口内平均值的方式在一定程度上减小了几何配准误差的影响，但加剧了地面观测与遥感像元之间的尺度不匹配问题。尺度不匹配加剧引起的不确定性的增加有可能大于几何位置匹配度增加引起的不确定性的降低。因此，解决几何位置不匹配更合理的方式是要确定遥感像元对应的实际的空间位置。

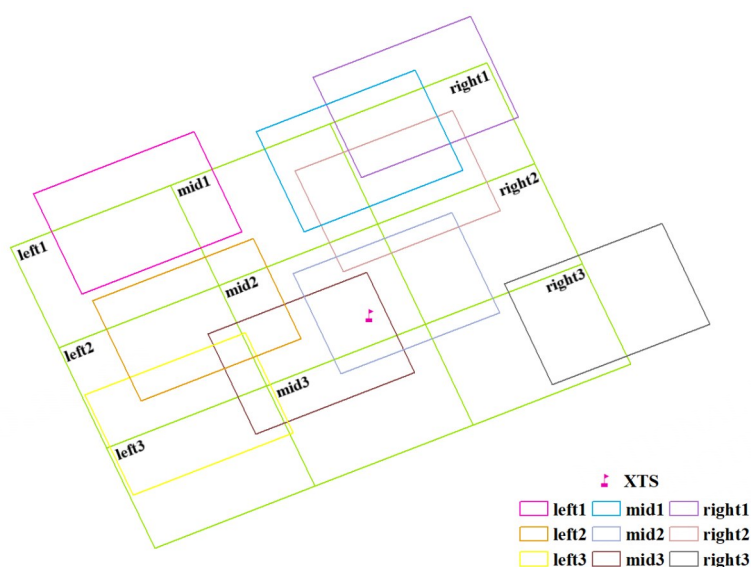


图7 小汤山站点所在TROPOMI像元 3×3 邻域内每个像元的名义空间范围 (绿框) 和实际空间范围分布。邻域中的像元 (绿框) 依次被标记为 left1, mid1, right1, left2, mid2, right2, left3, mid3, 和 right3。而其对应的实际几何位置则用不同颜色的方块表示 (曾琪铖, 2024)。

Fig.7 The nominal spatial range and exact spatial range distribution of each pixel within the 3×3 neighborhood of TROPOMI pixel where Xiaotangshan site is located. The pixels (green square) in the window were successively labeled as left1, mid1, right1, left2, mid2, right2, left3, mid3, and right3, while their corresponding exact geometric locations are represented by different colored blocks (Zeng, 2024).

在公里尺度上, 遥感像元往往是异质性像元, 传统的依靠控制点的几何配准方法并不适用。Wu 等 (2020) 提出了一种亚像元尺度的几何位置精准匹配方法, 可以逐像元确定待验证像元的实际位置, 大大降低像元尺度地面观测的不确定性。该方法的基本思想是以经过几何校正的高分辨率数据为基础, 基于数值模拟的方式在跨轨道和沿轨道方向以一定的步长模拟粗分辨率像元几何偏移, 以模拟像元值和像元实际值之差最小或者相似性最大为目标函数确定像元的实际偏移。图7展示了基于这种方法确定的小汤山站点所在像元及邻域的实际几何位置偏移。可以看出, 在不考虑像元的定位误差时, mid2被认为是与地面站点匹配的像元; 考虑几何偏移后, mid2像元和mid3像元的实际位置都包含了地面站点。此外, 从图7还

可以看出, 即使是相邻的像元, 其几何位置偏移特征并不相同。总体而言, 在不考虑遥感像元的定位误差时, 地面站点和遥感像元有将近一半的概率是匹配错误的 (曾祺斌, 2024)。因此, 在进行地面观测与遥感像元的匹配时, 逐像元、逐时相地确定遥感像元的实际位置对于提高地面观测对遥感像元的代表度是十分必要的。Tang 等 (2023) 基于亚像元尺度几何定位方法量化了几何位置匹配错误引起的像元尺度反照率参考真值的估算误差, 发现几何位置不匹配引起的代表性误差最大可达 25%, 远远超过遥感反照率产品本身的误差要求。地面观测与遥感像元几何位置精准匹配之后, 几何位置不匹配引起的误差可忽略 (图8)。

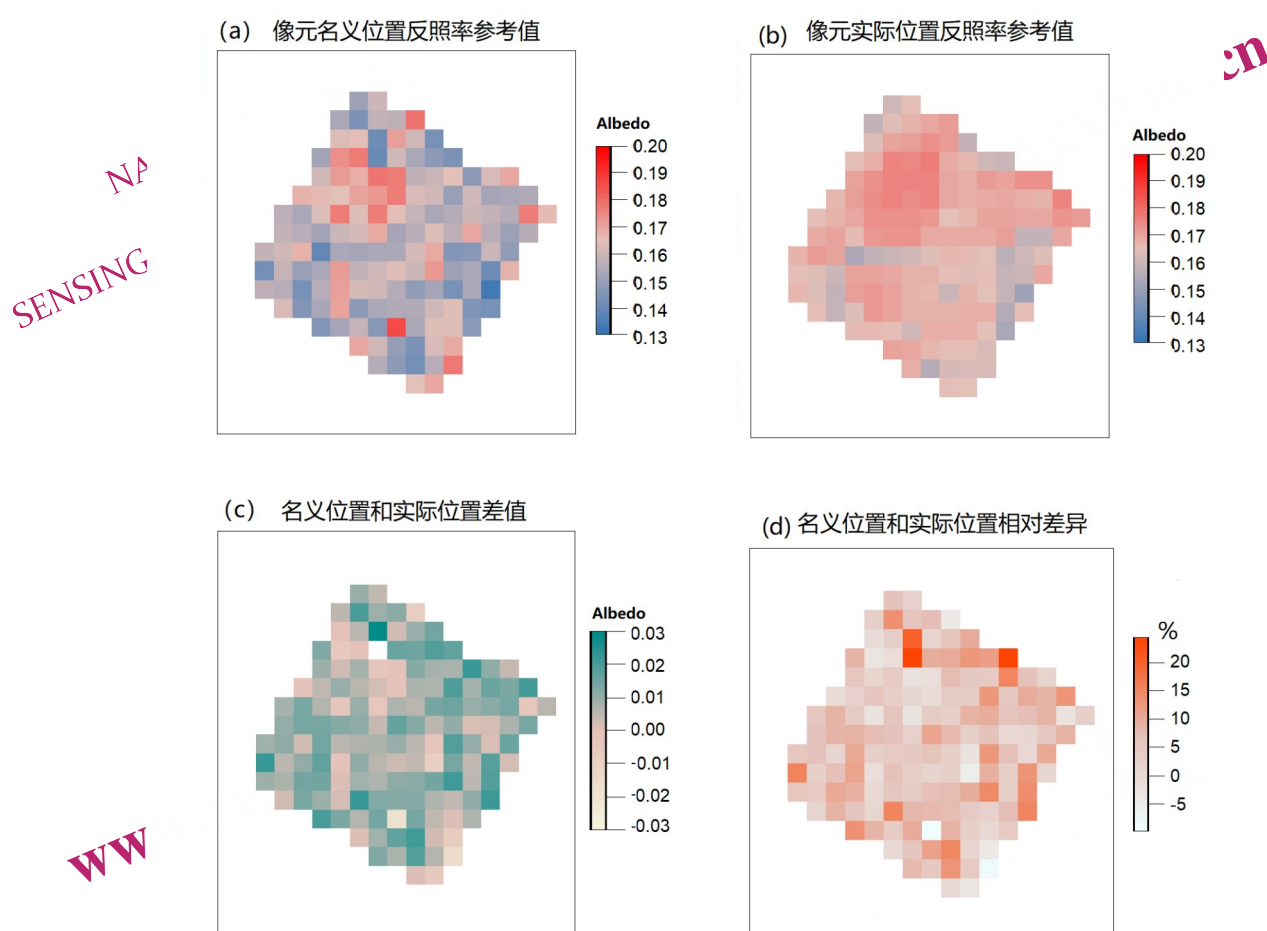


图8 名义像元位置(a)和实际像元位置(b)计算的像元尺度反照率值以及两者的绝对差值(c)和相对差值(d)(Tang et al., 2023)。

Fig.8 The pixel scale albedo calculated for the nominal spatial extent (a) and exact spatial extent as well as their absolute (c) and relative difference (d) (Tang et al., 2023).

3.3 像元内的时空优化采样

单纯的增加观测点的数目在提升地面观测的时空代表性方面效率是极低的 (Wen 等, 2022)。从野外观测试验的成本控制方面, 总是希望用最少的样方/样点获取时空代表性最大的观测, 因此如何科学地布设样方 (包括样方位置、大小和数目) 是至关重要的也是必须的。目前优化采样的方法已有很多, 归纳起来可以概括为基于设计的采样 (Boschetti 等, 2016; Zhao 等, 2019)、基于几何的采样 (Walvoort 等, 2010) 和基于模型的采样 (Brus and Heuvelink, 2007; Ge 等, 2015; Wang 等, 2024)。实际应用中需要充分注意每种方法的特点和适用条件。基于设计的采样方法中应用比较广泛的事随机抽样和分层抽样, 前者适用于较为均质的地表或者是空间异质性主要由随机因素引起的情况, 后者适用于空间异质性主要

由结构因素引起的情况。前面已经讨论过对于特定的像元来说, 空间异质性是结构因素引起还是随机因素引起与空间尺度密切相关, 因此在野外选择最佳地面观测点位时要充分考虑地面观测的尺度大小 (基本采样单元大小)。要结合特定的观测尺度选择对应尺度下的最优点位。图9给出了几个研究区 (即 Area1、Area2、Area3、Area4) 内不同观测尺度下的最优样方位置分布, 可以看出, 当样方尺度大于 20m 时, 最优的样方位置在主要的地表类型内, 这源于此时的异质性以结构性因素为主。然而, 当随机因素引起的空间异质性不可忽略时, 这种情况下地面观测的最优位置并不在主要的地表类型内, 而分布在一些跟主要地表类型不一致的少许破碎地表类型上。这种情况下单纯考虑随机因素的随机采样和单纯考虑结构因素的分层采样效果都不好。

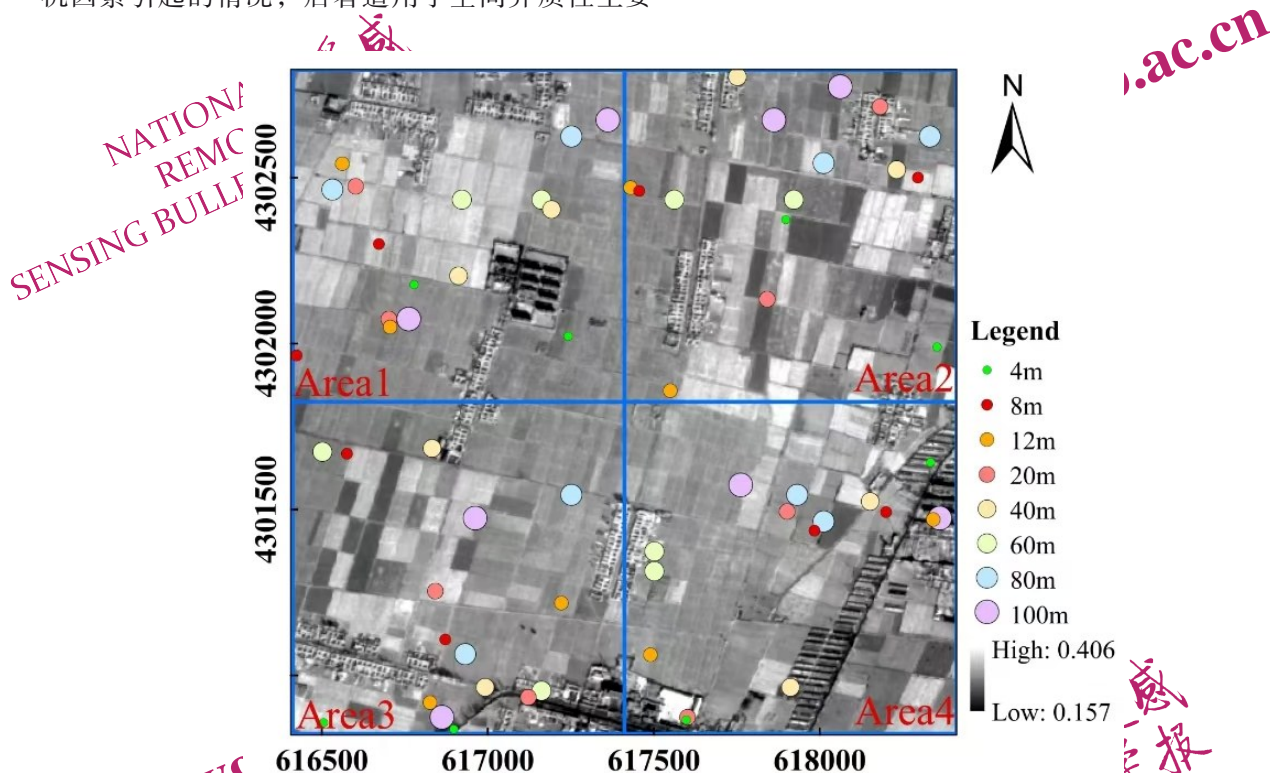


图9 不同样方大小时地表反射率最优样方位置的分布 (Li et al., 2024)

Fig. 9 Distribution of optimal sample locations for surface reflectance with different sample sizes (Li et al., 2024)

基于几何的采样方法以最短的均方根距离为采样目标函数以确保采样点在研究区内尽可能均匀分布, 因此并不能充分捕捉到研究区内的空间异质性。基于模型的采样方法有很多, 这种采样方法一般包含一个目标函数和优化搜索算法 (如模拟退火、遗传算法、神经网络等), 前者一般根

据采样的目标来构建, 后者主要是为了降低计算量。其中最典型的一种方法是基于地统计模型的优化采样, 这种采样方法在流域尺度上已经取得了非常好的应用效果 (Ge 等, 2015; Wang 等, 2013)。然而, 像元尺度内的优化采样与流域内的优化采样有很大不同, 虽然都是以较少的采样点

捕捉空间异质性。以辐射类参数为例,在公里尺度遥感像元内,一般需要较少的样方(不超过5个)就能获取像元尺度上的时空代表性观测(Wen等,2022;Wu等,2021)。然而,半方差模型需要一定数目的采样点满足模型的假设(即随机性和平稳性),与极少的采样点获取最大时空代表性观测这一目标相悖。因此,基于地统计模型的采样方法在像元尺度上适用性和有效性降低(Tang等,2022)。大多数情况下,遥感像元内的空间异质性即包括随机因素的影响,也包括结构性因素的影响。因此,需要针对像元这一研究对象的特点以及地面观测以时空代表度最大(即代表性误差最小)为目标构建相应的目标函数。

遥感像元内的地面优化采样不仅仅需要关注像元内单一时相的地表空间异质性,还需要关注地表空间异质性随时间的变化。地表的时空变异特性可以从研究区历史的数据中提取并作为采样模型的先验知识,以此提高样点优化采样的精度。Wu等(2016)综合利用先验知识提供的时空变异信息,并以向量之间的相似和正交化为数学基础构建了像元尺度时空代表度优化模型,能够利用很少的地面观测点获取到无限接近像元尺度真值的地面观测。考虑到卫星像元空间分辨率多样的特点,Wu等(2021)提出了多尺度嵌套的时空优化采样方法,能够利用有限的地面站点同时获取不同像元尺度的时空代表性观测。然而目前的优化采样模型主要针对单一的陆表参数,不能满足同时获取多种参数的代表性观测这一目标。此外,当前的采样方法并未考虑山区地形的影响,如何获取复杂山地多参量的协同观测使其观测的时空代表度最大也是未来亟需解决的问题。此外,目前已有的站点观测在采样方法中也需要充分考虑,如何有效协同已有站点不同形式的地面观测数据也是未来要考虑的一个重要问题。

3.4 地面观测的准确性

为了获取像元尺度上地面观测的真值,地面观测需要遵循一定的规则来确保其作为其观测尺度上真值的特性(Buman等,2022;Nightingale等,2019)。然而,在实际的野外观测中,专门服务于遥感像元尺度的地面观测站点极少,大部分地面站点设计初衷并不针对遥感像元尺度上的真值获取(Guillevic等,2018)。由于观测仪器、观

测手段、观测环境的不同,地面数据的质量具有很大的不一致性,给遥感像元尺度真值获取带来很大的挑战(Bouvet等,2019;Nightingale等,2019;Zibordi et al.,2022;Du et al.,2023;Naethe等,2024)。从图10可以看出,使用不同的仪器对同一对象观测时,观测到的值一致性很差。一些学者指出在某些情况下,地面观测数据本身的误差可能超过卫星遥感数据(Bailey和Werdell,2006;Hooker和Maritorena,2000)。为了更好的利用地面观测数据获取遥感像元尺度上的真值,地面观测数据的质量需要经过严格的质量检查、控制与标准化,这已经成为遥感领域突出的挑战(Cavender-Bares等,2020;Gamon,2015;Milton等,2007)。一些标准化的硬件、标准化的校准、数据处理、数据注释和数据可追溯性对于将不同观测网、不同仪器、不同观测手段获取的地面观测数据转为统一物理单位、统一质量的标准化数据是至关重要的(Buman等,2022;Hueni等,2017;Borcar-Castell等,2015)。此外,国内外几个机构还提出了构建基准参考观测(Fiducial Reference Measurements, FRM)的概念(Thorne等,2018;Origo等,2020;ESA,2019;Pardo等,2023)。FRM需要满足以下条件:可追溯到计量标准;可作为参考值进行相互比较;具有全链路的不确定度报告来提供高质量的卫星验证数据。FRM的提出为长时序、标准化、高可信度的地面观测数据集的建立提供了思路。在此基础上,方红亮等(2021)提出了建设中国陆表遥感基准参考网络的初步方案,并以此给出中国国家级遥感产品真实性检验网络的建设建议。Buman等(2022)强烈建议未来构建对地面观测数据不确定性进行全面评估的数据平台的开发。

3.5 尺度转换方法

虽然设计合适的采样方法能够获取遥感像元尺度的代表性观测,然而这种方式只适合于新建站点。对于目前已经建成的地面站点,特别是已经提供长时序的地面观测数据的这些站点,大部分设计初衷并不是为了提供遥感像元尺度的代表性观测。因此,这部分站点的地面观测数据代表性误差比较大,需要借助升尺度转换提高地面观测数据在遥感像元尺度的代表性。

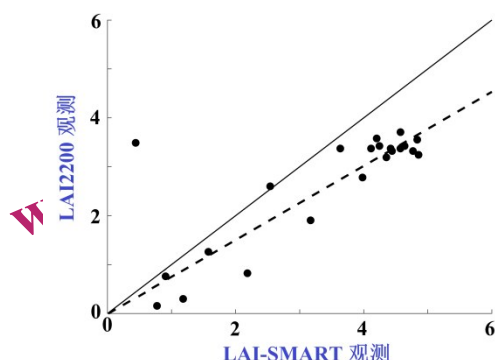


图 10 地面不同观测仪器观测到的 LAI 数值差异。

Fig.10 The difference of LAI measured by different instruments

升尺度转换通常涉及到“单点-面”、“多点-面”、“面-面”等几种形式。这里的“点”通常并不一定是点尺度。当地面观测的足迹远小于待验证的像元大小时，认为地面观测是点尺度的。“单点-面”的转换主要适用于稀疏观测网，通常一个公里尺度的像元内至多一个站点。早期真实性检验工作往往是利用统计或者地统计方法对站点的空间代表性进行评价 (Román 等, 2009; Wang 等, 2014; Xu 等, 2016)。需要注意的是，像元内的空间异质性表现出随尺度的分异性。因此，在进行站点的空间代表性评价时要充分考虑地面

站点观测的足迹，利用与足迹大小相等尺度对站点的空间代表性进行评价。但是，这种基于空间代表性评价获取像元参考真值的方式是略粗暴的，是一种“非黑即白”的处理方式。结果要么是空间代表性好，地面站点观测直接当作像元参考真值；要么是空间代表性不好，地面站点观测不能够直接作为像元参考真值。实际上，即使是空间代表性好，地面观测数据的空间代表性好到什么程度，直接作为像元参考真值的误差有多大都需要严格的量化，并把误差引起的不确定性作为像元参考真值的不确定性标识在最终的验证结果中。当不确定性大小超过阈值时（比如遥感产品本身的不确定性），认为地面观测数据空间代表性不好。这种代表性不好的站点在全球占了绝大部分。为了提升像元参考真值在空间上的覆盖范围和连续性以及地面站点观测在像元尺度的空间代表性，Wu 等 (2020) 率先提出了适用于异质地表单个站点的升尺度模型，能在一定程度上提升异质性站点地面观测作为像元参考真值的准确性 (图 11)。Pan 等 (2024) 在全球范围内评价了该模型对异质性站点的有效性，并基于该升尺度模型和全球 416 个稀疏站点观测数据构建了公里像元尺度反照率参考真值数据集

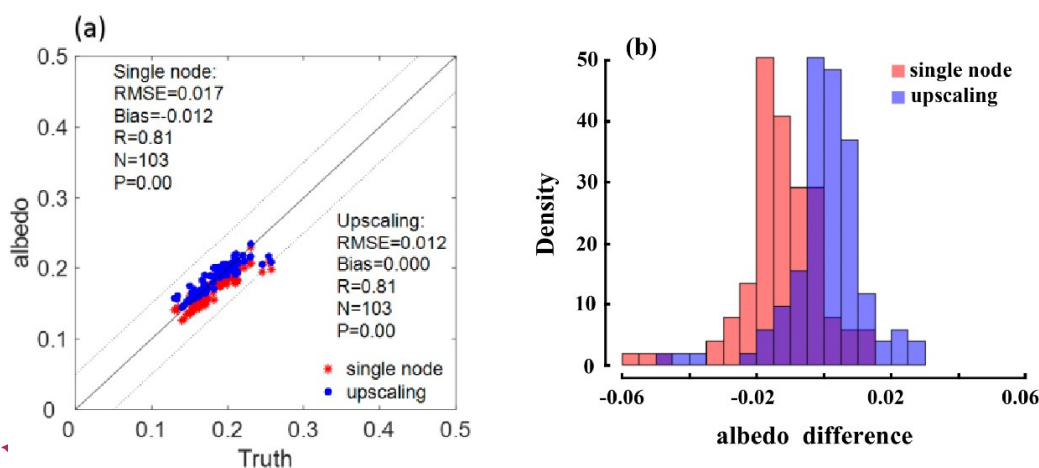


图 11 原位观测值与升尺度后值的准确性 (Wu et al., 2020)

Fig. 11 The accuracy of single site measurements and upscaled value (Wu et al., 2020).

“多点-面”的方式主要适用于稠密观测网，即一个待验证像元内包含多个地面观测站点。最简单的一种方式是对多点观测进行数据平均，然而数学平均的方式虽然简单，但是准确性不高。因为各个站点观测对待验证像元尺度值的贡献通

常并不相同。对不同的站点赋不同的权重是更合理的处理方式。在确定权重时，除了要关注地面站点观测值与像元尺度值的相似程度或者差异程度外，还需要充分考虑两个问题：像元内目标参量的空间异质性随时间发生改变；地面各个站点

的时变规律与像元尺度的时变规律是否一致。因此, 各个站点的权重系数不应该是固定不变的, 而应该随像元内地表的时变以及地面站点的时变特征进行动态调整(Wu等, 2016)。

“面-面”的尺度转换主要适用于机载(如有人机、无人机)观测数据。面-面尺度转换需要结合目标参量本身的特征。若目标参量本身没有尺度效应, 则可以用简单线性聚合的方法。若目标参量本身具有尺度效应, 那么“小面元”并不能简单的线性聚合到“大面元”。无论哪一种升尺度转换方式, 这种方式获取的像元参考真值只局限在个别时相, 即仅在有机载数据的时相。由于其缺少时间连续性, 不能充分评估遥感产品对地表时变的捕捉能力。一种可行的方法是在机载数据提供的空间变异信息的基础上引入时变信息, 构建反映目标参量空间和时间变异信息的时空趋势面, 实现像元尺度参考真值在时间维度上的扩展。虽然目前针对不同形式的地面观测数据都发展了相应的升尺度转换方法, 但基本都针对平坦地表。对于复杂的山区, 不仅要考虑尺度效应的影响, 还需要考虑地形效应。因此未来亟需发展适用于山区的地面观测数据升尺度转换方法。此外, 随着卫星数据的空间分辨率越来越高, 地面观测数据的足迹有可能大于遥感像元, 此时地面观测在遥感像元的代表度提升依赖于对地面观测数据进行降尺度。相比升尺度, 降尺度由于地面观测足迹内信息量的缺失则更为复杂。目前的降尺度方法主要是基于数据驱动的, 然而数据驱动的方式得到的降尺度模型受训练数据准确性、代表性、完善性的影响, 不确定性较大; 且模型的跨尺度、跨时间、跨区域迁移性较弱。未来需要从辐射传输机理出发研究物理意义更明确的降尺度模型。

4 结论

由于地面观测仪器的测量能力限制以及地表的空-时异质性, 大部分情况下地面观测不能直接作为遥感像元尺度地面真值。如何利用地面观测数据获取像元尺度地面真值成为野外地面观测实验面临的核心问题。

空间异质性是影响地面观测代表性的关键问题, 如何准确的度量空间异质性, 如何充分考虑结构因素和随机因素引起的空间异质性的不同特点, 以及空间异质性与地面观测的代表性误差之

间的定量关系如何构建已在本文中进行了详细的阐述和说明。空间异质性大并不等同于地面观测的代表性差, 代表性误差除了与空间异质性有关外, 还与地面站点的数量、位置、观测尺度等因素有关。在不进行优化采样时, 空间异质性是影响地面观测代表性误差的主导因素。但优化采样后, 异质性与空间代表性误差几乎不相关。在较小尺度上, 随机因素引起的空间异质性不可忽视。随着亚像元尺度的增大, 空间异质性以结构因素为主。

地面观测和遥感像元之间的几何位置不匹配问题在协同地面观测与遥感数据的工作中尚未得到充分的重视。在均质地表这种影响可以忽略不计, 但在异质地表会给后续的分析和处理带来很大的不确定性, 这主要源于地面观测的信号与遥感信号由于位置不对应导致“信号”匹配错误。几何位置不匹配的影响可以从两个方面进行应对, 一种是通过几何位置精确配准模型确定遥感像元信号的实际空间位置, 从而实现与地面观测数据的严格位置匹配; 另一种是量化几何位置不匹配引起的不确定性大小, 并将其作为后续结果的一部分。

像元尺度内进行时空优化采样的目的是在保证地面观测代表性的前提下尽可能降低观测成本。需要注意的是虽然目前的优化采样方法有很多, 但其在像元尺度内的适用性要经过充分评估。以遥感像元为观测目标的地面采样方法应以时空代表度最大为目标构建相应的目标函数。高质量的地面观测数据和有效的尺度转换方法是获取高质量像元尺度地面“真值”的必要条件。然而, 目前还缺乏高精度、高普适性的尺度转换方法, 特别是对于山地这种复杂的地表。随着遥感数据空间分辨率越来越高, 降尺度转换也是未来研究的一个热点。目前的降尺度转换大多依赖于数据驱动模型, 未来还需要从辐射传输机理出发研究物理意义更明确的降尺度模型。

地面观测方面不仅仅需要构建高质量的观测网络, 还需要不同网络、不同仪器、不同观测手段、不同数据管理者之间的有效协同, 构建统一质量标准的地面观测数据集。尺度转换方面需要发展普适性、准确性更高的尺度转换模型, 以期充分利用全球范围内的地面观测数据构建高质量的遥感像元“真值”数据集。

遥感像元尺度地面观测是高质量建模、反演、真实性检验的基础。本文没有涉及到像元尺度地面真值获取的方方面面,仅针对像元尺度地面真值获取的一些共性问题探讨了目前存在的挑战以及对不确定性进行控制的可能途径,以期为获取高质量的像元尺度地面真值提供一些新的认识和理论指导。

参考文献(References)

- Adab H, Morbidelli R, Saltalippi C, Moradian M and Ghalhari G A F. 2020. Machine learning to estimate surface soil moisture from remote sensing data. *Water*, 12(11): 3223 [DOI: 10.3390/w12113223]
- Akitsuet al., 2022. In-situ observations on a moderate resolution scale for validation of the Global Change Observation Mission-Climate ecological products: The uncertainty quantification in ecological reference data. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, 107, 102639.
- Balenzano A, Mattia F, Satalino G, Lovregne F P, Palmisano D, Peng J, Marzahn P, Wegmüller U, Cartus O, Dąbrowska-Zielińska K, Musiał J P, Davidson M W J, Bauwels V R N, Cosh M H, McNairn H, Johnson J T, Walker J P, Yueh S H, Entekhabi D, Kerr Y H and Jackson T J. 2021. Sentinel-1 soil moisture at 1 km resolution: a validation study. *Remote Sensing of Environment*, 263: 112554 [DOI:10.1016/j.rse.2021.112554]
- Badgley G., Field C. B., Berry J. A., 2017. Canopy near-infrared reflectance and terrestrial photosynthesis. *Sci. Adv.* 3.
- Bailey S.W., Werdell P. J., 2006. A multi-sensor approach for the on-orbit validation of ocean color satellite data products. *Remote Sensing of Environment*, 102, 12 - 23. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.01.015>.
- Benediktsson J A. 2009. *Image Registration for Remote Sensing*. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press.
- Bennartz R. 1999. On the use of SSM/I measurements in coastal regions. *Journal of atmospheric and oceanic technology*, 16(4): 417-431.
- Boschetti L, Stehman S V and Roy D. P. 2016. A stratified random sampling design in space and time for regional to global scale burned area product validation. *Remote Sensing of Environment*, 186: 465-478 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.09.016]
- Bouvet M., Thome K., Berthelot B., Bialek A., & Woolliams E. R. 2019. Radcalnet: a radiometric calibration network for earth observing imagers operating in the visible to shortwave infrared spectral range. *Remote Sensing*, 11(20).
- Brown L, Meier C, Morris H, Pastor-Guzman J, Bai G, Lerebourg C, Gobron N, Lanconelli C, Clerici N and Dash J. 2020. Evaluation of global leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation products over North America using Copernicus Ground Based Observations for Validation data. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111935 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111935]
- Brus D and Heuvelink G. 2007. Optimization of sample patterns for universal kriging of environmental variables. *Geoderma*, 138: 86 - 95 [DOI: 10.1016/j.geoderma.2006.10.016]
- Buman B, Hueni A, Colombo R, Coghati S, Celesti M, Julitta T, Burkart A, Siegmann B, Rascher U, Drusch M and Damm A. 2022. Towards consistent assessments of in situ radiometric measurements for the validation of fluorescence satellite missions. *Remote Sensing of Environment*, 274 : 112984 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112984]
- Castro S., L. Monzón, Wick G., Lewis R., & Beylkin G. (2018). Sub-pixel variability and quality assessment of satellite sea surface temperature data using a novel high resolution multistage spectral interpolation (hrmsi) technique. *Remote Sensing of Environment*.
- Cavender-Bares J, Gamon J A and Townsend P A. 2020. *Remote Sensing of Plant Biodiversity*. Springer Nature, [DOI:10.1007/978-3-030-33157-3]
- Chen L D, Lu Y H, Fu B J and Wei W. 2006. A framework on landscape pattern analysis and scale change by using pattern recognition approach. *Acta Ecologica Sinica*, 26(3): 663-670
- Coll C, Valor E, Galve J M, Mira M, Bisquet M, Garcia-Santos V, Caselles E and Caselles V. 2012. Long-term accuracy assessment of land surface temperatures derived from the advanced along-track scanning radiometer. *Remote Sensing of Environment*, 116: 211 - 225 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.01.027]
- Duan S B, Li Z L, Li H, Gottsche F, Zhao W, Leng P, Zhang X and Coll C. 2019. Validation of collection 6 MODIS land surface temperature product using in situ measurements. *Remote Sensing of Environment*, 225:16 - 29 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.020]
- Du S., Liu X., Chen J., & Liu L. 2023. Addressing validation challenges for TROPOMI solar-induced chlorophyll fluorescence products using tower-based measurements and a NIRv-scaled approach. *Remote Sensing of Environment*, 290, 113547.
- Duncanson L. I., Armston J., Disney M., Avitabile V., & Margolis H. 2021. Aboveground Woody Biomass Product Validation Good Practices Protocol.
- ESA, 2019. Fiducial Reference Measurements: FRM [WWW Document]. URL. <https://earth.esa.int/web/sppa/activities/frm>
- Fang H L, Che T, Jin R, Li A N, Li X, Li Z Y, Liu S M, Ma M G, Xiao Q and Zhang Y Y. 2021. On the construction of China's fiducial reference measurement network for land surface remote sensing product validation. *Advances in Earth Science*, 36(12):1215-1223 (方红亮, 车涛, 晋锐, 李爱农, 李新, 李增元, 刘绍民, 马明国, 肖青, 张永光. 2021. 建设中国陆表遥感产品真实性检验基准台站网络思考. *地球科学进展*, 36(12): 1215-1223) [DOI:10.11867/j.issn.1001-8166.2022.003]
- Fernandeset al., 2023. Validation of Simplified Level 2 Prototype Processor Sentinel-2 fraction of canopy cover, fraction of absorbed photosynthetically active radiation and leaf area index products over North American forests. *Remote Sensing of Environment*, 293, 113600.

- Gamon J A. 2015. Reviews and syntheses: optical sampling of the flux tower footprint. *Biogeosciences*. [DOI: 10.5194/bg-12-4509-2015]
- Ge Y, Wang J H, Heuvelink G B M, Jin R, Li X and Wang J F. 2015. Sampling design optimization of a wireless sensor network for monitoring ecological processes in the Babao River basin, China. *International Journal of Geographical Information Science*, 29(1):92 – 110 [DOI: 10.1080/13658816.2014.948446]
- Guillevic P C, Biard J C, Hulley G C, Privette J L, Hook S J, Olioso A, Gottsche, F M, Radocinski R, Román M O, Yu Y Y and Csizsar I. 2014. Validation of land surface temperature products derived from the visible infrared imaging radiometer suite (VIIRS) using ground-based and heritage satellite measurements. *Remote Sensing of Environment*, 154: 19 – 37 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.08.013]
- Guillevic P., Göttsche F., Nickeson J., Hulley G., Ghent D., Yu Y., Trigo I., Hook S., Sobrino J.A., Remedios J., Román M. & Camacho F. (2018). Land Surface Temperature Product Validation Best Practice Protocol. Version 1.1. In P. Guillevic, F. Göttsche, J. Nickeson & M. Román (Eds.), *Good Practices for Satellite-Derived Land Product Validation* (p. 58): Land Product Validation Subgroup (WGCV/CEOS), doi:10.5067/doc/ceoswgcvt/lpv/lst.001
- Hoffman L H, Weaver W L and Kibler J F. 1987. Calculation and accuracy of ERBE scanner measurement locations. *National Aeronautics and Space Administration*, 2670.
- Hooker S. B., Martorena S. 2000. An evaluation of oceanographic radiometers and deployment methodologies. *J. Atmos. Ocean. Technol.*, 17, 811 – 830.
- Huang G H, Li X, Huang C L, Liu S M, Ma Y F and Chen H. 2016. Representativeness errors of point-scale ground-based solar radiation measurements in the validation of remote sensing products. *Remote Sensing of Environment*, 181:198 – 206 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.04.001]
- Hueni A, Damm A, Kneubuehler M, Schlapfer D and Schaepman M E. 2017. Field and airborne spectroscopy cross validation -some considerations. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10: 1117 – 1135 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2593984]
- Jiao Z. H., & Mu X. 2022. Global validation of clear-sky models for retrieving land-surface downward longwave radiation from modis data. *Remote Sensing of Environment*, 271, 112903-.
- Khlopenkov K V, Trishchenko A P and Luo Y. 2010. Achieving subpixel georeferencing accuracy in the Canadian AVHRR processing system. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48:2150 – 2161 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2034974]
- Li H and Reynolds J F. 1995. On definition and quantification of heterogeneity. *Oikos*, 280-284 [DOI: 10.2307/3545921]
- Li X., Liu S., Ding J., Song L., Xu T., & Ma Y., et al. 2024. A framework for quantifying the uncertainty in upscaling evapotranspiration from homogeneous to heterogeneous underlying surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62, 4413624.
- Liu S. M., Xu Z. W., Zhu Z. L., Jia Z. Z., Zhu M. J., 2013. Measurements of evapotranspiration from eddy-covariance systems and large aperture scintillometers in the Hai River Basin, China. *J. Hydrol.* 487, 24 – 38.
- Liu Y X, Zhou Y K, Lu N, Tang R L, Liu N J, Li Y, Tang J, Jing W L and Zhou C H. 2021. Comprehensive assessment of Fengyun-3 satellites derived soil moisture with in-situ measurements across the globe. *Journal of Hydrology*, 594:125949 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.125949]
- Ma L L, Zhou X, Wang N, Tao Z, Zhao Y G, Zhu X H, Gao C X, Yang J, Gao H L, Yang H, Xiao Q, Li Q Z, Lyu T T, Zhang F L and Zang W Q. 2024. Practice and reflection on the construction of remote sensing products validation network for the land observation satellite. *National Remote Sensing Bulletin*, 28(4):805-824 (马灵玲, 周翔, 王宁, 陶醉, 赵永光, 朱小华, 高彩霞, 杨健, 高海亮, 杨宏, 肖青, 李强子, 吕婷婷, 张风丽, 臧文乾. 2024. 陆地观测卫星遥感产品真实性检验场网建设的思考与实践. *遥感学报*, 28(4): 805-824) [DOI:10.11834/jrs.20244100]
- Martin M., Ghent D., Pires A., Gottsche F.-M., Cermak J., Remedios J., 2019. Comprehensive in situ validation of five satellite land surface temperature data sets over multiple stations and years. *Remote Sens.* 11, 479. <https://doi.org/10.3390/rs11050479>
- Ma J., Zhou J., Liu S., Gttsche F. M., Zhang X. & Wang S., et al. 2021. Continuous evaluation of the spatial representativeness of land surface temperature validation sites. *Remote Sensing of Environment*, 265, 112669-.
- Melin F. 2022. Validation of ocean color remote sensing reflectance data: analysis of results at european coastal sites. *Remote Sensing of Environment*, DOI: 10.1016/j.rse.2022.113153
- Merlaud A, Belegante L, Constantin D E, Hoed M D, Meier A C, Allaart M, Ardelean M, Arseni M, Bösch T, Brenot H, Calcan A, Dekemper E, Donner S, Dörner S, Carmelia M, Dragomir B, Georgescu L, Nemuc A, Nicolae D, Pinardi G, Richter A, Rosu A, Ruhtz T, Schönhardt A, Schuetttemeyer D, Shaiganfar R, Stebel K, Tack F, Văjăiac S, Vasilescu J, Vanhamel J, Wagner T and Roozendael M. 2020. Satellite validation strategy assessments based on the aromat campaigns. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13 (10): 5513-5535 [DOI: 10.5194/amt-13-5513-2020]
- Miao C Y, Immerzeel W, Xu B Q, Yang K, Duan Q Y and Li X, 2024. Understanding the Asian water tower requires a redesigned precipitation observation strategy. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 121. 23. e2403557121. [DOI: 10.1073/pnas.2403557121]
- Miglietta F., Yang X., Berry J. A., 2021. Combining near-infrared radiance of vegetation and fluorescence spectroscopy to detect effects of abiotic changes and stresses. *Remote Sens. Environ.* 270, 112856
- Milton E J, Schaepman M E, Anderson K, Kneubühler M and Fox N. 2007. Progress in field spectroscopy. *Remote Sensing of Environment*, 113: S92 – S109 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.08.001]
- Molero B., Leroux D., Richaume P., Kerr Y., Merlin O., & Cosh M., et al. 2018. Multi-timescale analysis of the spatial representativeness of in situ soil moisture data within satellite footprints. *Wiley-*

- Blackwell(1).
- Naethe P, Sanctis A D, Burkart A, Campbell P K E, Colombo R, Mauro B D, Damm A, El-Madany T, Fava F, Gamon J A, Huemmrich K F, Migliavacca M, Paul-Limaogés E, Rascher U, Rossini M, Schüttemeyer D, Tagliabue G, Zhang Y G and Julitta T. 2024. Towards a standardized, ground-based network of hyperspectral measurements: Combining time series from autonomous field spectrometers with Sentinel-2. *Remote Sensing of Environment*, 303:114013[DOI: 10.1016/j.rse.2024.114013]
- Nightingale J., Mittaz J. P. D., Douglas S., Dee D., & Merchant C. 2019. Ten priority science gaps in assessing climate data record quality. *Remote Sensing*, 11(8), 986-.
- Niro F., Goryl P., Dransfeld S., Boccia V., Gascon F., Adams J., Theumann B., Scifoni S., Doxani G., 2021. European Space Agency (ESA) calibration/validation strategy for optical land-imaging satellites and pathway towards interoperability. *Remote Sens.* 13 (15), 3003.
- Origo N., Gorroo J., Ryder J., Nightingale J., & Bialek A. 2020. Fiducial reference measurements for validation of sentinel-2 and proba-v surface reflectance products. *Remote Sensing of Environment*, 241, 111690.
- Pan F, Wu X D, Zeng Q C, Tang R Q, Wang J P, Lin X W, You D Q, Wen J G and Xiao Q. 2024. A coarse pixel scale ground "truth" dataset based on the global in situ site measurements to support validation and bias correction of satellite surface albedo products. *Earth System Scientific Data*, 16: 161 – 176 [DOI: 10.5194/essd-16-161-2024]
- Pan S F, Pan N Q, Tian H Q, Friedlingstein P, Sitch S, Shi H, Arora V K, Haverd V, Jain A K, Kato E, Lienert S, Lombardozi D, Nabel J E M S, Ottlé C, Poulter B, Zaehle S and Running S W. 2020. Evaluation of global terrestrial evapotranspiration using state-of-the-art approaches in remote sensing, machine learning and land surface modeling. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(3): 1485-1509 [DOI: 10.5194/hess-24-1485-2020]
- Pardoet al., 2023, Radiometric assessment of OLCI, VIIRS, and MODIS using fiducial reference measurements along the Atlantic Meridional Transect. *Remote Sensing of Environment*, 299, 113844.
- Peng J., Yu P., Yu Y., Jia A., Wang D., & Wang H. , et al. 2023. An evaluation of the noaa global daily gap-filled viirs surface albedo. *Remote Sensing of Environment: An Interdisciplinary Journal*, 298.
- Pham T D, Yokoya N, Kim J S, Ha N T, Le N N, Nguyen T T T, Dao T H, Vu T P P, Pham T D and Takeuchi W. 2020. Comparison of machine learning methods for estimating mangrove above-ground biomass using multiple source remote sensing data in the red river delta biosphere reserve. Vietnam. *Remote Sensing*, 12(8): 1334 [DOI: 10.3390/rs12081334]
- Porcar-Castell A, Mac Arthur A, Rossini M, Eklundh L, Pacheco-Labrador J, Anderson K, Balzarolo M, Martín M P, Jin H, Tomelleri E, Cerasoli S, Sakowska K, Hueni A, Julitta T, Nichol C J and Vescovo L, 2015. EUROSPEC: at the interface between remote-sensing and ecosystem CO₂flux measurements in Europe. *Biogeosciences* 12:6103 – 6124 [DOI: 10.5194/bg-12-6103-2015]
- Qin Y., Mcvicar T. R., Huang J., West S., & Steven A. D. L. 2022. On the validity of using ground-based observations to validate geostationary-satellite-derived direct and diffuse surface solar irradiance: quantifying the spatial mismatch and temporal averaging issues. *Remote Sensing of Environment*, DOI: 10.1016/j.rse.2022.113179
- Richter A, Weber M, Burrows J P, Lambert J C and Gijssels A V. 2014. Validation strategy for satellite observations of tropospheric reactive gases. *Annals of Geophysics*, 56 [DOI:10.4401/AG-6335]
- Román M O, Schaaf C B, Woodcock C E, Strahler A H, Yang X, Braswell R H, Curtis P S, Davis K J, Dragoni D, Goulden M L, Gu L H, Hollinger D, Kolb T, Meyers T, Munger J W, Privette J L, Richardson A D, Wilson T B and Wofsy S C. 2009. The MODIS (Collection V005) BRDF/albedo product: Assessment of spatial representativeness over forested landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 113(11): 2476 – 2498 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.07.009]
- Stehman S. V., & Foody G. M. 2019. Key issues in rigorous accuracy assessment of land cover products. *Remote Sensing of Environment*, 231, 111199.
- Stehman V and Wickham J D. 2021. Pixels, blocks of pixels, and polygons: Choosing a spatial unit for thematic accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 255(12): 3044-3055 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.06.007]
- Schmidt et al., 2024. Comprehensive quality assessment of satellite- and model-based soil moisture products against the COSMOS network in Germany.
- Tang R Q, Wu X D, Wang J P, Zeng Q C, Li Z and Wen J G. 2022. Evaluation of several recently developed sampling strategies within the coarse pixel scale for validation of coarse-resolution satellite albedo products. *International Journal of Digital Earth*, 15(1): 2319-2334 [DOI: 10.1080/17538947.2022.2158241]
- Tang R Q, Wu X D, Wang J P, Li Z, Zeng Q C, Wen J G. , and 2023. A Geometric Location Matching Method for Validation of Satellite Products: A Case Study for Albedo. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 20, pp. 1-5, 2023
- Thorne P. W., Diamond H.J., Goodison B., Harrigan S., Hausfather Z., Ingleby N.B., Jones P.D., Lawrimore J.H., Lister D.H., Merlone A., Oakley T., Palecki M., Peterson T.C., de Podesta M., Tassone C., Venema V., Willett K.M. 2018. Towards a global land surface climate fiducial reference measurements network. *Int. J. Climatol.* 38, 2760 – 2774
- Walvoort D, Brus D J and Grootjer J J D. 2010. An R package for spatial coverage sampling and random sampling from compact geographical strata by k-means. *Computers & geosciences* 36(10): 1261-1267 [DOI: 10.1016/j.cageo.2010.04.005]
- Wang J F, Haining R, Zhang T L, Xu C D, Hu M G, Yin Q, Li L F, Zhou C H, Li G Q, Chen H Y. 2024. Statistical modelling for spatially stratified heterogeneous data. *Annals of the American Association of Geographers*. DOI: 10.1080/24694452.2023.2289982
- Wang Z, Schaaf C B, Strahler A H, Chopping M J, Román M O, Shuai

- Y, Woodcock C E, Hollinger D Y and Fitzjarrald D R., 2014. Evaluation of MODIS albedo product (MCD43A) over grassland, agriculture and forest surface types during dormant and snow-covered periods. *Remote Sensing of Environment*, 140: 60 - 77 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.06.025]
- Wang H, Mao K B, Yuan Z J, Shi J C, Cao M M, Qin Z H, Duan S B and Tang B H. 2021. A method for land surface temperature retrieval based on model-data-knowledge-driven and deep learning. *Remote sensing of environment*, 265:112665 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112665]
- Wang J H, Y Ge, G B Heuvelink and Zhou C H. 2013. Spatial Sampling Design for Estimating Regional GPP with Spatial Heterogeneities. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11 (2): 539 - 543 [DOI:10.1109/LGRS.2013.2274453]
- Wang J P, Wu X D, Ma D J, Wen J G and Xiao Q. 2023. Remote sensing retrieval based on machine learning algorithm: Uncertainty analysis. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(3):790-801 (汪静平, 吴小丹, 马杜娟, 闻建光, 肖青. 2023. 基于机器学习的遥感反演: 不确定性因素分析. *遥感学报*, 27(3):790-801) [DOI: 10.11834/jrs.20221172]
- Wang Y L, Wang X H, Wang K, Chevallier F, Zhu D, Lian J H, He Y, Tian H Q, Li J S, Zhu J X, Gong S and Canadell J G. 2022. The size of the land carbon sink in China. *Nature*, 603: E7-E9 [DOI: /10.1038/s41586-020-2849-9]
- Wen, J G, Wu X D, Wang J P, Tang R Q, Ma D J, Zeng Q C, Gong B C and Xiao Q. 2022. Characterizing the effect of spatial heterogeneity and the deployment of sampled plots on the uncertainty of ground "truth" on a coarse grid scale: Case study for near-infrared (NIR) surface reflectance. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 127: e2022JD036779 [DOI: 10.1029/2022JD036779] (闻建光, 柳钦火, 李增元, 李新, 刘绍民, 肖青, 高志海, 马明国, 车涛, 刘良云, 方红亮, 阎广建, 葛咏, 陈尔学, 张勇, 马灵玲, 吴小丹, 陈曦. 2023. 中国遥感实验与真实性检验的发展思考. *遥感学报*, 27(3): 573-583) DOI: 10.11834/jrs.20232673.
- Wen J G, Liu Q H, Li Z Y, Li X, Liu S M, Xiao Q, Gao Z H, Ma M G, Che T, Liu L Y, Fang H L, Yan G J, Ge Y, Chen E X, Zhang Y, Ma L L, Wu X D and Chen X. 2023. A review of the development of remote sensing field experiments and product validation in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(3): 573-583 DOI: 10.11834/jrs.20232673.
- Wu K., Ryu D., Wagner W. & Hu Z. 2023. A global-scale intercomparison of triple collocation analysis- and ground-based soil moisture time-varying errors derived from different rescaling techniques. *Remote Sensing of Environment*.
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q, You D Q, Lin X W, Wu S B and Zhong S Y. 2019. Impacts and contributors of representativeness errors of in situ albedo measurements for the validation of remote sensing products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(12): 9740- 9755 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2928954]
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q and You D Q. 2020. Upscaling of single site-based measurements for validation of long-term coarse-pixel albedo products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(5): 3411-3425 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2954879]
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q, You D Q, Gong B C, Wang J P, Ma D J and Lin X W. 2022. Spatial heterogeneity of albedo at subpixel satellite scales and its effect in validation: Airborne remote sensing results from HWATER. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60(4407114): 1-14[DOI: 10.1109/TGRS.2021.3124026]
- Wu X D, Wen J G, Tang R Q, Wang J P, Zeng Q C, Li Z, You D Q, Lin X W, Gong B C and Xiao Q. 2023. Quantification of the uncertainty in multiscale validation of coarse-resolution satellite albedo products: A study based on airborne CASI data. *Remote Sensing of Environment*, 287: 113465 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113465]
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q, Bao Y F, You D Q, Wang J P, Ma D J, Lin X W and Gong B C. 2021. Quantification of the uncertainty caused by geometric registration errors in multiscale validation of satellite products. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 19: 1-5 [DOI: 10.1109/LGRS.2021.3099833]
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q, You D Q, Wang J P, Ma D J and Lin X W. 2021. A Multiscale Nested Sampling Method for representative albedo observations at various pixel scales. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 8193-8207 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3105361]
- Wu, X D. Kathrin Naegeli and Stefan Wunderle. 2020. Geometric accuracy assessment of coarse resolution satellite data sets: a study based on AVHRR GAC data at the subpixel level. *Earth System Science Data*, 12: 539 - 553 [DOI: 10.5194/essd-12-539-2020]
- Xin Q C, Li J, Li Z M, Li Y M and Zhou X W. 2020. Evaluations and comparisons of rule-based and machine-learning-based methods to retrieve satellite-based vegetation phenology using MODIS and USA National Phenology Network data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 93:102189 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102189]
- Xu B, Li J, Liu Q H, Huete A R, Yu Q, Zeng Y L, Yin G F, Zhao J and Yang L. 2016. Evaluating Spatial Representativeness of Station Observations for Remotely Sensed Leaf Area Index Products. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(7): 3267-3282 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2560878]
- Xu L., Chen N., Xiang Z., Hamid M., & Hu C. 2021. In-situ and triple-collocation based evaluations of eight global root zone soil moisture products. *Remote Sensing of Environment*, 254: 112248.
- Zeng Y., Badgley G., Dechant B., Ryu Y., Chen M., Berry J.A., 2019. A practical approach for estimating the escape ratio of near-infrared solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sens. Environ.* 232.
- Zeng Y., Chen M., Hao D., Damm A., Badgley G., Rascher U., Johnson J.E., Dechant B., Siegmann B., Ryu Y., Qiu H., Krieger V., Panigada C., Celesti M.,
- Zhao X W, Liang J Y and Dang C Y. 2019. A stratified sampling based clustering algorithm for large-scale data. *Knowledge-Based Systems*, 163: 416-428 [DOI: 10.1016/j.knosys.2018.09.007]
- Zhou J, Li M S, Liu S M, Jia Z Z and Ma Y F. 2015. Validation and

performance evaluations of methods for estimating land surface temperatures from ASTER data in the middle reach of the Heihe River basin, Northwest China. *Remote Sensing*. 7(6): 7126-7156 [DOI: 10.3390/rs70607126]

Zibordi G, Kwiatkowski E, Melin F, Talone M, Cazzaniga L, Dessail-

ly D and Gossn J I. 2022. Assessment of OLCI-A and OLCI-B radiometric data products across European seas. *Remote Sensing of Environment* 272: 112911[DOI: 10.1016/j.rse.2022.112911]

曾琪铖. 2024. TROPOMI SIF 产品的真实性检验方法研究. 兰州大学.

Theory and method of ground observation on satellite pixel scales-taking numerical land surface parameters as an example

WU Xiaodan¹, WEN Jianguang², XIAO Qing², LIN Xingwen³, YOU Dongqin²,
YIN Gaofei¹, LIU qinhuo²

1. The Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;
2. The State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
3. The College of Geography and Environmental Sciences, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China

Abstract: (Objective) Ground observation is the foundation of remote sensing scientific research, providing important data support for the construction of quantitative remote sensing models, accurate and efficient inversion of remote sensing information, and validation of remote sensing products. In particular, with the entrance of era of artificial intelligence, ground observation has been combined with satellite data to drive deep learning models, generating remarkable research results in the field of remote sensing. However, with the combination of satellite data with ground observations, uncertainty is unavoidably introduced to the subsequent results and analysis. This is resulted from the representativeness errors of ground observation partly due to the scale differences between ground observations and satellite pixels and partly due to the complex spatial heterogeneity land surface itself. Ground observation only represents the true value of the measured object at the observation time and in the space it represents, but cannot be directly used as the true value at the scale of satellite pixels. (Method) How to improve the spatiotemporal representativeness of ground observations on satellite pixel scales and obtain the closest representation of reality has always been the key issue in the field of remote sensing experiments. The acquisition of pixel scale ground truth involves the selection of sample areas, evaluation of spatial heterogeneity, optimization of ground sample layout, ground observation, and scale conversion. Although a large amount of research has been carried out for each aspect, there are still cases of conceptual ambiguity and insufficient understanding in each link, resulting in significant uncertainty in obtaining pixel scale ground truth. How to constrain and control the uncertainty of the pixel scale ground truth in the acquisition process and how to obtain the pixel scale ground "truth" with minimum uncertainty is currently a bottleneck problem that urgently needs to be solved. This article discusses the current challenges and possible solutions in obtaining pixel scale ground "truth", aiming to provide new insights and theoretical guidance for remote sensing field observation experiments. (Result) Large spatial heterogeneity does not necessarily mean poor spatial representativeness of ground observations. Because representativeness error is not only related to spatial heterogeneity, but also to factors such as the number, location, and observation scale of ground stations. Spatial heterogeneity is the dominant factor affecting the representativeness error of ground observations without optimizing sampling. But it is almost unrelated to spatial representativeness error when the sampling was optimized. It is noteworthy that spatial heterogeneity show strong dependence on spatial scales. At a smaller scale, spatial heterogeneity caused by random factors cannot be ignored. As the sub-pixel scale increases, spatial heterogeneity is mainly influenced by structural factors. The influence of geolocation mismatch needs to be fully considered, whose effect can be eliminate by developing the methods to identify the exact spatial extent of validation pixel. (Conclusion) High-quality ground observation data and effective scale conversion methods are essential prerequisites for obtaining high-quality ground "truth" at the pixel scale. However, there is still a lack of high-precision scale conversion methods, especially for complex terrains such as mountainous regions. In terms of ground observations, it is not only necessary to establish a high-quality observation network but also to ensure effective collaboration among different networks, instruments, observation techniques, and data managers to construct a ground observation dataset with a unified quality standard. In terms of scale conversion, there is a need to develop more universal and accurate scale conversion models, aiming to fully utilize ground observation data globally to construct high-quality remote sensing pixel "truth" datasets.

Key words: Satellite pixel scale ground truth, ground observation, scale difference, spatial heterogeneity, representativeness errors, uncertainty analysis, validation, accuracy assessment, training sample

Supported by National Key Research and Development Program of China (Grant No. 2023YFB3905800, 2023YFB3905803).