

# 关于遥感实验场数字孪生体构建的思考

肖青<sup>1</sup>, 黄华国<sup>2</sup>, 卞尊健<sup>1</sup>, 漆建波<sup>2</sup>, 杜永明<sup>1</sup>, 李嘉昕<sup>1,3</sup>,  
闻建光<sup>1</sup>, 谢东辉<sup>4</sup>, 柏军华<sup>1</sup>, 曹彪<sup>1</sup>, 宫宝昌<sup>1</sup>, 周翔<sup>1</sup>, 柳钦火<sup>1</sup>

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

2. 北京林业大学 林学院, 北京 100083;

3. 中国科学院大学, 北京 100049;

4. 北京师范大学 地理科学学部, 北京 100875

**摘要:** 遥感机理模型构建、地表参数反演、遥感产品生产以及真实性检验等均离不开完备的地面先验知识支持, 然而目前实验观测、模型模拟等均难以满足观测的完备性需求。目前, 基于遥感实验场的数字孪生体生成遥感先验知识以支持遥感基础研究的思路逐渐成熟: 突破物理遥感实验场的协同观测技术瓶颈, 实现场景三维结构的数字重建; 耦合辐射传输、能量平衡和植物生长模型, 实现遥感实验场模拟的动态演进; 基于物理遥感实验场数字孪生体驱动和约束地表观测数据, 通过同化观测与模拟数据反馈优化机理模型, 生成精度高、时间连续的完备观测数据集作为先验知识, 以支撑遥感机理模型、遥感反演方法和真实性检验等研究。遥感实验场数字孪生体构建方法有望成为小尺度地球系统数字孪生体构建理论的雏形, 进而推动地球科学各个学科全面、协同发展。

**关键词:** 遥感实验场, 辐射传输, 计算机模拟, 数据同化, 数字孪生, 完备数据集

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 肖青, 黄华国, 卞尊健, 漆建波, 杜永明, 李嘉昕, 闻建光, 谢东辉, 柏军华, 曹彪, 宫宝昌, 周翔, 柳钦火. 2023. 关于遥感实验场数字孪生体构建的思考. 遥感学报, 27(3): 584-598

Xiao Q, Huang H G, Bian Z J, Qi J B, Du Y M, Li J X, Wen J G, Xie D H, Bai J H, Cao B, Gong B C, Zhou X and Liu Q H. 2023. Digital twin of remote sensing experiment field: Theory and key technology. National Remote Sensing Bulletin, 27(3): 584-598 [DOI: 10.11834/jrs.20232247]

## 1 引言

遥感科学与技术已经从解释遥感观测量与地表现象间的简单对应关系, 发展到利用机理模型定量描述二者之间的复杂物理过程, 对国防军事应用、社会民生保障等方面的积极意义日益显现 (Liu 等, 2019)。中国高度重视以遥感为代表的空天科技的发展, 国家“十四五”发展规划和2035年远景目标纲要将空天科技作为国家战略科技力量强化的目标之一。目前, 遥感科学与应用仍然面临着病态反演、模型机理不明等诸多挑战。由于地表的多样性, 以及遥感信号辐射传输过程的复杂性, 病态反演的问题尤为突出, 即观测信息少

于反演目标参量, 致使反演参数欠定, 求解存在不确定性。先验知识是解决物理模型反演欠定问题的重要支撑 (李小文等, 1998), 但其自身的完备性、准确性和时效性受限。地面观测是获取先验知识的最主要方式, 除了大型综合遥感观测实验, 在全球各地快速发展的遥感实验场, 利用无线传感器网络、无人机遥感等新兴手段, 开展了密集的协同观测, 形成了以观测地表属性参数为主的地表多尺度嵌套观测和以遥感观测为主天空地协同观测能力, 极大地提升了地面观测获取先验知识的能力。

然而, 现有的遥感实验场及其观测模式仍存在不足, 制约了完备实测数据集的获取能力, 主

收稿日期: 2022-05-12; 预印本: 2022-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42130111, 42271362, 41930111)

第一作者简介: 肖青, 研究方向为定量遥感。E-mail: xiaoqing@aircas.ac.cn

通信作者简介: 卞尊健, 研究方向为热红外遥感建模与应用。E-mail: bianzj@aircas.ac.cn

要表现在：其一，由于实验场建设投入大，数目有限，难以涵盖全部典型地貌景观；其二，实验场内的观测是典型的时空抽样，对时空变异性强的物理量测量能力不足；其三，不同变量的测量/观测方式不同，多变量的配套难度大。因此，仅凭借遥感实验场的常规运作远不能穷尽遥感观测所需的各种可能，很难获取一套配套完整、高时空一致性的高质量数据。限于观测技术本身的能力和条件，单纯通过高成本的密集观测获取高质量地面真值的边际效益递减。现阶段依然缺乏有效的手段，整合相对离散的观测数据，形成高质量的先验知识，以促进机理模型构建、地表参数反演、遥感产品生产与真实性检验等的发展。

随着地理大数据的发展，以机器学习为代表的驱动遥感反演方法发展迅速，其不强调机理，而是直接对数据统计归纳获取特定规律和参数，已在地表分类等领域取得了显著成效，为从海量卫星遥感数据中提取地学知识提供了新的技术途径（李德仁等，2022）。但是，单纯的数据驱动方法存在弊端，其对于高维非线性系统效果显著，但过度依赖训练样本，难以考虑观测数据-待反演参量之间关系的时空异质性，同时缺乏一定的稳健性与泛化能力，不完备的训练数据会导致算法欠拟合，未经异常点去除的训练数据会导致过拟合。

基于三维场景的计算机模拟是获取先验知识的另一重要途径。目前，国内外相关团队近来相继开发了 DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) (Gastellu-Etchegorry 等, 1996)、LESS (Large-Scale remote sensing data and image Simulation) (Qi 等, 2019) 与 RAPID (Radiosity applicable to porous individual object) (Huang 等, 2013) 等模型，实现了目标场景多尺度、多波段、多时相模拟。然而，单纯依靠现有的模拟方法生产完备的先验知识亦存在不足：模拟的精度不足，目标场景的三维结构及其属性的空间异质性存在简化，与真实世界有偏差；模型功能有限，在时间维度上不连续，且模拟的参数较少。

综上所述，遥感实验场观测与计算机仿真模拟均有不足，如何将其二者结合是目前研究的重点。数字孪生 (Digital Twin) 的概念于二十一世纪初提出，以应对日益增长的对复杂世界精确模拟的需求。数字孪生本质上是一个计算机程序，它使用

真实世界的数字创建虚拟镜像，可以预测产品或过程的性能 (Raj, 2021; Rasheed 等, 2020)。数字孪生通过实现物理世界和数字世界之间双向通信、动态交互和实时连接，可以将物理事物的功能、行为、结构和性能映射到数字世界中的数字对应物，提供了将物理世界数字化的有效手段 (Tao 等, 2019)。数字孪生概念已广泛应用于工业，尤其是制造业，用于创建工业产品的全面数字表示并模拟产品的生命周期 (刘昌军等, 2022; Tao 等, 2019)。随着数字技术的发展，利用数字孪生体，有望实现观测与模拟的深度结合。可以尝试将实时观测与计算机模型模拟有机结合，通过构建大场景动态 (日尺度-生长季) 三维辐射传输模拟平台，实现遥感实验场辐射传输、植物生长等过程的物理仿真与数字复刻，即构建遥感实验场的数字孪生体，其运行预期将获得相比单纯基于地面观测分布更加合理、尺度更加丰富、具有物理模型约束的完备观测样本集。

## 2 遥感反演方法发展现状

### 2.1 模型驱动的遥感反演方法

遥感辐射传输建模是在研究电磁波与地物相互作用过程机理的基础上，建立描述遥感观测信号与地物属性、地物结构和观测几何等参量之间的定量模型 (Cao 等, 2019)。以植被光学遥感机理模型为例，可分为辐射传输、几何光学、辐射传输-几何光学混合和计算机模拟模型等四大类型 (Li 等, 1995)。在实际反演中，为降低反演的难度，一般会对正向机理模型进行简化 (柳钦火等, 2009)。例如将植被冠层假设为水平均一垂直分层的浑浊介质或者离散分布的规则几何体，从而可以利用 PROSAIL (Rivera 等, 2013) 构建查找表进行反演。这类方法主要面临无法处理多地类混合的场景 (Zeng 等, 2016)、受地表分类产品精度制约可能误用模型、对场景的真实结构表达的过于简单 (Gastellu-Etchegorry 等, 2017) 等问题。

目前，越来越多的研究工作尝试利用复杂度高的计算机模拟模型进行反演。Combal 等 (2003) 基于 PARCINOPY 模型进行了森林 LAI、叶绿素含量和有效辐射的反演。三维模型可以刻画不同复杂度的自然地表以及内部的辐射传输过程，然而三维模型越接近于真实世界越复杂，需要输入的

先验知识越多, 其对先验知识的完备性要求越高。

先验知识的完备性是指在遥感科学研究中所需的关键参数全、准确度高、时空代表性好。其中参数的全面性是指满足建模、反演和验证所需的种类、观测角度和数据量; 参数的准确度高是指器测误差和代表性误差能定量, 且足够小; 参数的时空代表性高是指观测应满足地物典型的空间范围和观测周期(李小文等, 1998)。

## 2.2 数据驱动的遥感信息反演方法

机器学习近年来在地球科学领域内得到了广泛的关注和应用, 成为了大气、海洋以及陆表信息智能提取的重要手段之一(Reichstein等, 2019)。深度学习能够分层次提取对象特征, 并从多时相遥感影像中提取空间-光谱等多维特征, 并建立其相关性(张良培和武辰, 2017)。在遥感反演方面, 以随机森林、神经网络为代表的机器学习算法在诸如土壤湿度反演(Yuan等, 2020)、空气温度反演(Shen等, 2020)、遥感产品尺度转换(Wu等, 2019)、叶面积指数反演以及冠层生化参数等方面取得了成功。虽然以深度学习为代表的机器学习方法在众多领域中取得了进展, 但是这种单纯以数据驱动的方法往往需要大量的实测数据作为训练样本。在大数据时代的背景下, 昂贵的数据采集和标记成本已然成为机器学习任务的主要困扰之一(Lučić等, 2019)。尽管, 机器学习领域可以采用数据增强(Data Augmentation)(例如图像旋转、裁剪)等方式对样本库进行扩增, 但是, 对地球科学中常见的物理过程的拟合仍存在一定的困难。其原因主要有两方面: 一是地球科学研究中的样本由于观测条件的限制, 因而其样本量往往十分有限, 不可能遍及所有的空间部分、下垫面类型、季相、天气与气候; 二是数据增强的方式对数据的修改可能破坏数据之间的物理联系, 从而导致学习到错误的物理规律。

近年来物理模型和机器学习方法相互取长补短, 有逐渐结合的趋势, 其中利用辐射传输模型的输出为深度学习提供训练样本是结合的重要形式。毛克彪等以MODIS中红外和热红外波段作为参照模拟研究对象, 利用辐射传输模型(MODTRAN)模拟结果作为样本, 进行地表温度反演深度动态学习神经网络训练(毛克彪等,

2018)。杨贵军等利用PROSAIL模型生成样本, 用于训练BP神经网络, 成功反演了多种农作物的LAI(杨贵军等, 2011)。然而, MODTRAN是一个单纯的辐射传输模型, 基本没有考虑下垫面的复杂性; PROSAIL模型基于冠层的水平均匀假设, 对于复杂场景适用性不高。以上几种模型以及其他广泛应用于为机器学习方法提供训练样本的遥感模型对于高时空分辨的研究场景适用性较低, 使用三维模型生成训练样本的相关研究有待进一步深入。

## 3 先验知识生成技术的发展现状

### 3.1 地面测量

从新兴的无线传感器网络, 到快速发展的无人机遥感, 一系列新兴遥感观测技术正在重塑地表各要素的观测方式。但是各种新型观测方式的出现只能改进部分变量的观测问题, 观测的连续性与空间代表性等问题仍亟待解决。

(1) 综合遥感实验。综合观测实验, 通过集中各专业的科研人员、仪器设备尽可能多地获取各类遥感数据和背景数据, 可以为定量遥感模型构建、反演算法验证、尺度转换机理分析、定标与产品真实性检验提供配套齐全的观测数据。国际上一系列大型观测实验对遥感科学的快速发展起到了重要推动作用。“第一次国际卫星陆面气候学项目野外实验” FIFE (The First International Satellite Land Surface Climatology Project (ISLSCP) Field Experiment) 在3年实验期内, 提供了可供科学家在各个尺度上发展模型和卫星遥感反演算法并开展尺度转换研究的完整数据集, 至今仍产生着重要的影响, 为各类实验提供了成功的范例(Sellers等, 1988)。Boreal生态系统和大气研究BOREAS (Boreal Ecosystems Atmosphere Study) 是一个大尺度、国际性的调查研究计划(Sellers等, 1995), 为发展和验证各种能量、水、生物化学循环模型做出了重要贡献。进入21世纪, 中国也陆续组织了几次大型的卫星—航空—地面综合遥感实验, 比如2001年开展的顺义定量遥感综合实验(Liu等, 2002), 2008、2012年开展的两次黑河遥感实验(Li等, 2013), 2014、2016年在根河开展的森林地区综合遥感实验(Zhang等, 2019), 以及近年来我们在怀来站开展的精细尺度的遥感观

测实验，这些实验有力地推动了国内定量遥感事业的发展（柳钦火等，2019）。

综合实验中可同步开展的地表生态环境关键要素时间连续过程观测，为定量遥感参数反演、时空尺度转换和遥感产品真实性检验研究提供数据支持。但由于人员、经费等诸多因素的限制，这些大型遥感综合实验在实验区范围、景观多样性、观测时间长度等方面都具有一定的局限性，难以大范围连续开展。如HiWATER实验，在2012年—2014年加强观测实验以后，也只是最大化地保留了一些长期连续观测设施与能力，很多配套参数并不能长期获取。因此，阶段性的综合遥感观测实验不能够持续地满足定量遥感基础研究对完备先验知识的需求。

(2) 遥感实验站。地表过程观测系统主要依托野外台站开展观测工作。据不完全统计，目前全国野外观测台站近万个，其中研究型台站500个

以上，涉及的学科主要是地球科学和生物学，其中部分级别较高的台站隶属于中科院生态系统研究网络（CERN）、林业局森林生态系统研究网络（CFERN）。中国也初步建立了全国范围内定量遥感产品真实性检验观测网，包括怀来站、黑河站、呼伦贝尔站和净月潭站（Ma等，2015）。遥感野外科学观测站的首要属性就是获取第一手遥感观测数据，建立起长期基本数据资料的积累，总结现象和规律，起到短期实验无法替代的作用，支撑基础和应用科学研究（柏军华等，2015），例如遥感科学国家重点实验室在国家重点基础研究发展计划、国家自然科学基金重点基金等项目的支持下，分别于2010年、2014年、2015年在怀来站针对遥感机理研究、模型验证和遥感数据产品真实性检验开展了多次综合的精细观测实验，有力地支持了遥感机理研究与真实性检验（Cao等，2019；Wu等，2017，2018）。

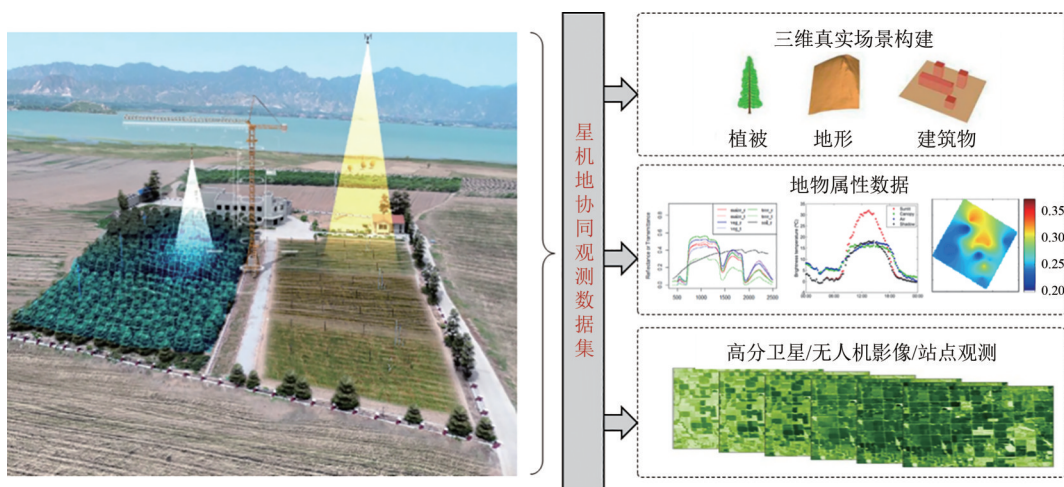


图1 怀来站星机地立体协同观测效果图

Fig. 1 Diagram of satellite-aircraft-ground three-dimensional cooperative observation at Huailai station

人们对客观实体和现象认识的局限性和表达的模糊性，源于数据本身存在的不确定性（邬伦等，2010）。基于这些数据进行的分析和处理，也不可避免地包含不确定性。就地面观测数据而言，其不确定性一方面由于仪器的系统误差（自身噪声，定标误差等），一方面来源于测量过程中测量方法引起的误差以及过程中出现的偶然误差，还有一方面来源于客观世界存在的固有复杂性和不稳定性以及地面仪器有限观测足迹引起的时空代表性误差，即地面观测得到的测量值只能代表测量对象在观测时刻和所代表性空间上的真值（李新，

2013；吴小丹等，2019）。遥感站虽然能够担负起一定程度的多点长期连续协同观测的能力，但空间和时间范围有限，得到的像元尺度参考值因为时空尺度转换方法的不成熟还存在很大的不确定性。

### 3.2 基于真实结构计算机模拟模型

基于真实结构的三维辐射传输模型逐渐受到关注。相比于一维模型而言，三维模型能够考虑更为复杂和真实的场景。但是，三维模型计算效率往往较低，针对大规模数据的模拟还存在一定的难度。此外，三维模型对现实世界仍存在简化，

其模拟数据与实测数据之间仍然存在一定的差异 (Schneider 等, 2014)。因此, 发展一套能高效率运行、与真实世界更为接近的三维辐射传输模型, 对于发展数据驱动的遥感反演方法是十分必要的。

(1) 三维场景重建的现状与趋势。目前, 真实结构植被三维场景生成方法主要有虚拟建模和实测数据重建两大类 (Favorskaya 和 Jain, 2017)。虚拟建模方法可以模拟结构复杂的树木, 能逼真地再现自然界中植物形态, 具有良好的视觉效果, 如L系统 (Allen 等, 2005)、Onyx Tree 软件和 Plant Studio 软件等, 但是对于现实的树木或具有特定形态的树木的建模比较困难, 难以满足计算机模拟模型输入参数的定量化需求。实测数据重建的方法是利用摄影测量学、计算机视觉等相关理论从真实照片、视频图像以及深度图像等重建出树木的三维几何模型。近年来, 三维激光扫描技术得到飞速发展, 利用地面激光雷达获取树木的三维点云数据可以进行植物三维结构重建 (Åkerblom 等, 2018; Bailey 和 Ochoa, 2018; Côté 等, 2009; Hackenberg 等, 2014)。与基于生长规则的建模法相比, 激光雷达能够获取更为准确的三维结构信息, 并且对于不同地区特定的树木形态具有较好的适应性, 但是以植物单体为基本单元进行的场景重建, 存在结构参数设置不灵活、无法适应复杂多样的实际场景等问题, 从而导致重建的三维场景与真实三维场景结构之间存在较大差异 (Quan 等, 2006)。目前对真实结构植被三维场景重建主要关注点仍然在于单株植物形态的测量与建模, 大范围精细场景的构建研究还存在不足; 此外, 对像元内的空间异质性, 尤其是组分光谱的异质性考虑还不够, 模拟结果不够准确; 目前的三维重建多为某个时间点的静态建模, 不能动态化。

(2) 三维辐射传输模拟的现状与趋势。目前计算机模拟模型内部辐射传输基本算法主要有两类: 辐射度法和光线追踪法。基于这两类算法发展的计算机模拟模型有 DIANA (Goel 等, 1991), RGM (A Radiosity Graphics combined Model) (Qin 和 Gerstl, 2000), RAPID (Huang 等, 2013), Raytran (Govaerts 和 Verstraete, 1998), PARCINOPY (España 等, 1999), librat (Lewis, 1999; Disney 等, 2000), FLIGHT (North, 1996), DART (Gastellu-Etchegorry 等, 1996), WPS (Weighted

Photon Spread model) (Zhao 等, 2015) 和 LESS (Qi 等, 2019), 以及基于 GPU (Graphic Processing Unit) 框架开发的 GRay (Bian 等, 2022) 等。

目前, 计算机模拟模型的运行效率不断提升, 并逐渐配备图形操作界面, 使模型输入输出的设置与显示更加方便, 改善了用户的体验 (图2)。RAPID 模型使用少量多孔平行大面元代表复杂植被场景, 相较小面元三维场景其复杂程度降低, 显著提高了基于辐射度方法辐射传输模型的运算效率; LESS 基于光线追踪算法成功开发了一套新的计算机模拟模型, 具备公里级场景的光学和热红外的模拟能力; GRay 基于 GPU 实现了光线追踪算法三维辐射传输模型, 相较于 CPU 的模型, 其对大尺度场景的模拟效率显著提高。当前计算机模拟模型已经开始结合地表能量平衡模型, 实现了温度的动态模拟。Gastellu-Etchegorry (2008) 在 DART 模型的基础上增加了类似于廊道模型的 DARTEB 能量平衡模块, 拓展了其在热红外波段连续时间模拟的能力。Huang 等 (2011) 将一维 CUPID 模型模拟的组分温度输入到 TRGM 模型中, 分析了垄行作物热辐射方向性随时间变化规律, Bian 等 (2017) 在三维模型基础上直接增加了辐射传输模块, 提出了 TRGMEB 模型, 实现了大尺度场景的热辐射分布模拟。

相对于一维和二维模型而言, 三维的计算机模拟模型刻画现实空间能力更强 (Melendo-Vega 等, 2018; Schneider 等, 2014)。但在运行过程中, 依其应用目的对场景构建结果以及辐射传输计算过程仍有所简化, 在运算效率、功能实现和运算准确度上仍存在问题, 不同模型在相同场景的精度往往存在不一致的问题 (Widlowski 等, 2008)。特别是, 模拟往往假设组分反射率、发射率均匀一致, 而忽略了由于落叶、林下植被和生长状况等引起的空间异质性, 这些简化都会引起模拟反射率与实测反射率的差异。另外, 近年来计算机图形学也取得了较大的发展, 尤其是模拟效率越来越快, 但是从模拟精度角度, 新出现的计算机图形学模型仍不能直接应用于遥感研究 (Pharr 等, 2016)。广泛应用于辐射传输建模验证的 RAMI (RAdiative transfer Model Intercomparison) 为了评估辐射传输模型的可靠性, 使用了数字化的统一的三维结构场景, 并统一了光照和观测条件, 以保证模拟的结果的可比性 (Widlowski 等,

2013)。RAMI提供的只是一个较为简单的数字静态结构场景，如图3所示，供大家进行辐射传输模型的性能对比，而非实现了真实的物理实验场的数字孪生，并且模拟结果存在差异如图4所示。目前，随着复杂地表遥感建模研究的深入、计算机

技术的发展和多源遥感数据，特别是高时空分辨率数据的应用，三维模拟模型在遥感理论研究和应用发挥了重要的作用，但是三维模型在完整、连续以及高精度描述植被结构和光谱异质性等方面仍然存在一定的不足。

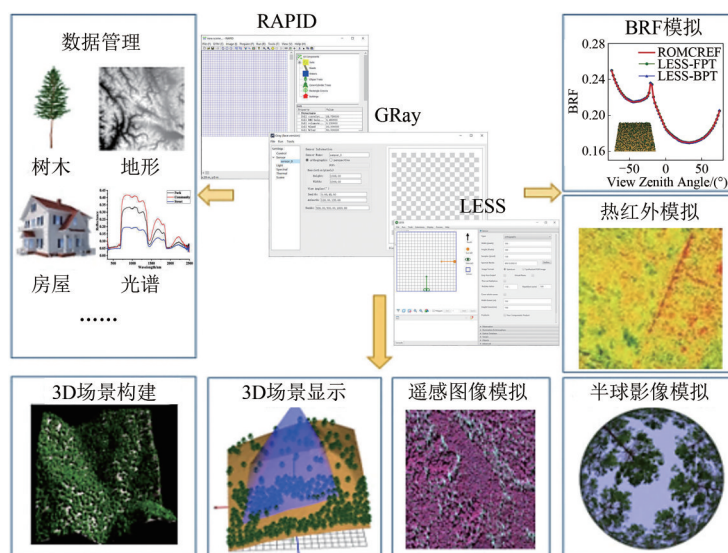


图2 RAPID、LESS与GRay模型的输入和输出示意图

Fig. 2 Diagram of input and output of RAPID, LESS and GRay model

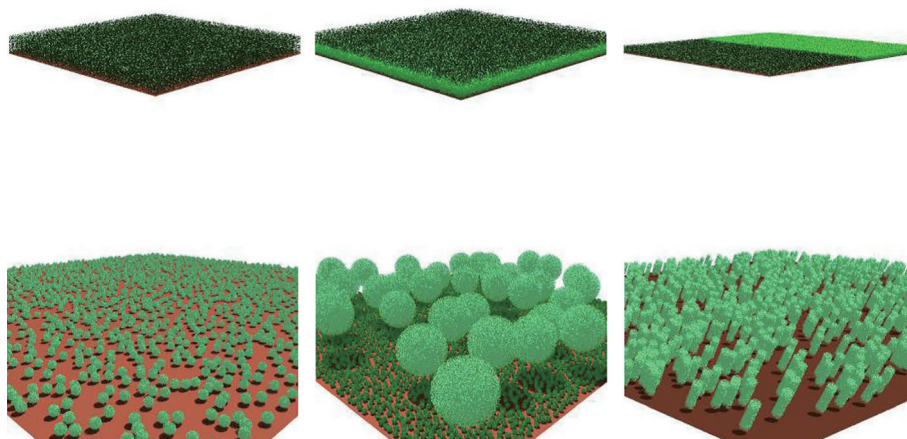


图3 RAMI 辐射传输竞赛使用的数字三维场景 (Widlowski等, 2013)

Fig. 3 Digital 3D scene used in RAMI radiation transfer contest (Widlowski et al., 2013)

#### 4 数字孪生的发展与启示

数字孪生系统通过模拟和观测，实现了真实世界的数字复刻，它不是简单地对现实世界的数字化，而是在高度整合各方面因素与行为的影响后，体现了更多的物理现实意义。数字孪生可以将物理对象的功能、行为、结构和性能映射到数字世界中的数字对象，从而提供了将物理世界数字化重建与预测的有效手段 (Tao等, 2019; Raj, 2021; Rasheed等, 2020)。

在第四次工业革命的背景下，随着网络物理系统的出现，这一概念正越来越多地应用于制造业以外的其他领域。在地质领域中，数字孪生技术也得到了越来越多的应用，2021年Peter Bauer等人在Nature计算科学上发表了“地球系统科学的数字革命”一文，深入介绍了数字孪生技术在解决地球科学研究中观测与模型融合的问题，尤其是大尺度气候和天气预测中发挥了重要作用，展现了巨大的应用潜力 (Bauer等, 2021)。图5展示了地球系统数字孪生的工作模式。地球系统的

数字孪生将模拟和近实时观测结合起来，以监测地球系统的演进。对于每个周期，模拟生成的地球系统背景预测集合（橙色箭头）与整个时间窗口内的观测值（黑点）进行比较，并最终校正为分析集合（绿色箭头），该集合比背景更接近观测

值。预报的不确定性（椭圆）和观测的不确定性（误差条）通过使用模拟和观测的大量集合来表征。由于使用观测约束，分析不确定性相比背景不确定性更小（绿色比橙色轨迹的传播更小）。

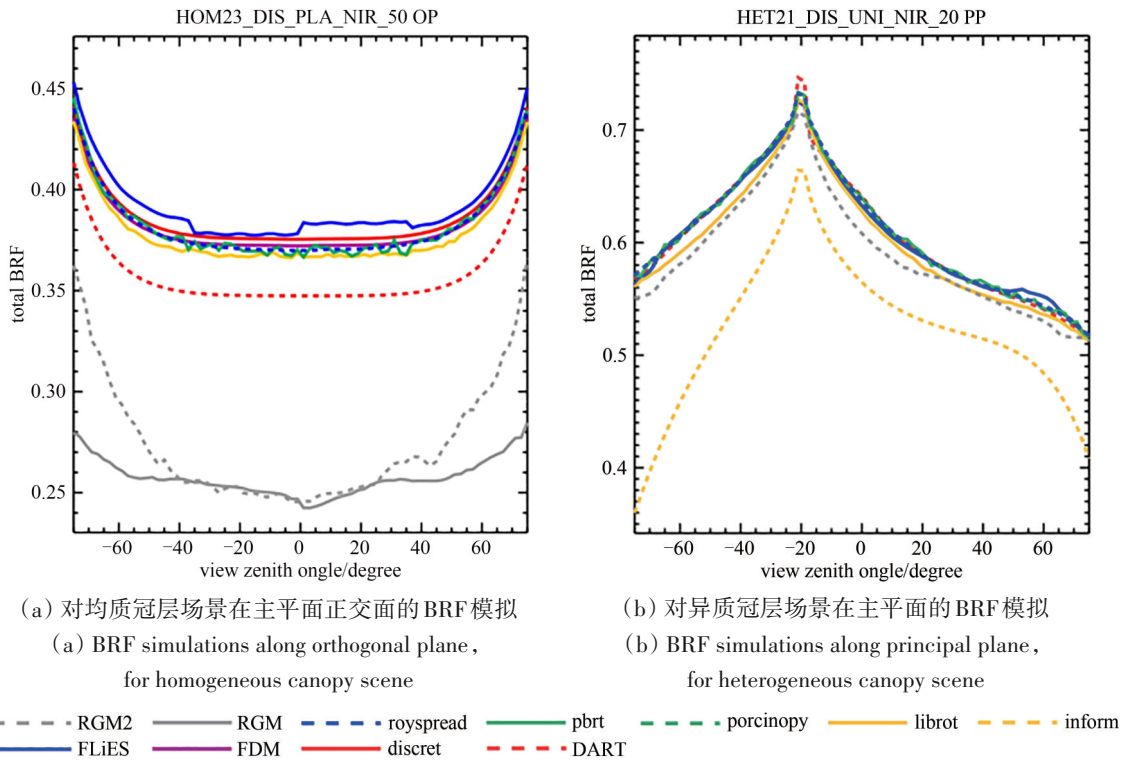


图4 RAMI 辐射传输竞赛的不同辐射传输模型分别对主平面正交面、均质冠层场景(图(a))与主平面、异质冠层场景(图(b))的双向反射率因子(BRF, Bi-Directional Reflectance Factor)在不同观测天顶角下的模拟(Widowski 等, 2013)

Fig. 4 Simulated BRDF along the orthogonal plane, for the homogeneous canopy scene (Fig. a), and along the principal plane, for the heterogeneous canopy scene (Fig. b), respectively, of RAMI radiation transfer Competition (Widowski et al., 2013)

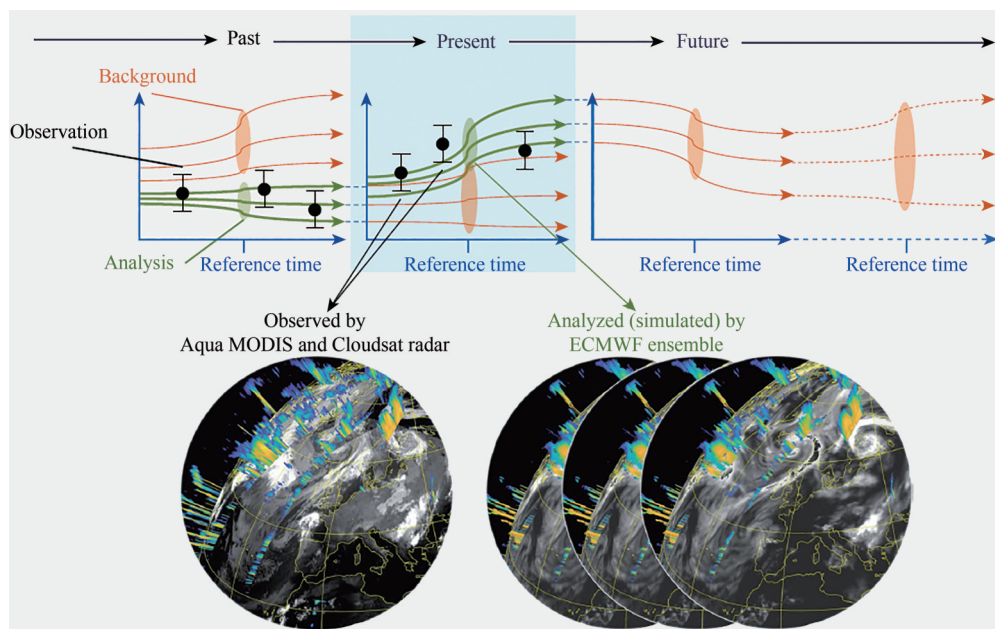


图5 地球系统的数字孪生示意图(Bauer 等, 2021)

Fig. 5 Schematic diagram of digital twins of the earth system (Bauer et al., 2021)

得益于近年来计算机计算能力的提升，数字孪生复杂且资源消耗极大的计算过程得到了显著的加速。例如美国能源部开展的百万兆等级运算的地球系统项目ECP，该项目旨在将能源地球系统模型ESMD/E3SM演化为新颖的数字孪生模拟平台系统。类似的项目还包括美国国家大气研究中心NCAR在太湖之光超级计算机体系结构中运行的地球系统模型CESM等。尽管在大中尺度的数字孪生系统已经开展了一系列研究且取得了一定的进展，但目前学界已经逐渐意识到小尺度、细颗粒物微气象过程对天气乃至气候预测的重要性，而这一过程和地表三维结构密切相关，其研究尚存在理论和方法上的不足，究其原因主要是对小尺度的数字孪生系统的研究有所欠缺。

近年来在国内数字孪生已经被逐渐用于地学相关行业。例如刘昌军等以“数字化场景、智慧化模拟、精准化决策”为目标，初步实现了淮河流域防洪“预报预警实时化、预演实景化、预案实地化”，取得良好效果，为全国数字孪生流域智慧防洪业务应用体系建设提供思路框架和案例参考（刘昌军等，2022）。朱庆等构建了数字孪生川藏铁路实景三维空间信息系统平台，通过数据—模型—知识库的综合集成管理，实现多模态感知信息的实时接入与融合分析，提供多层次、多样化的空间信息智能服务，支撑川藏铁路勘察、设计、施工、运维全生命周期中多层次、多样化业务的有机协同管理（朱庆等，2020）。在这些应用中，遥感为地学应用提供了丰富的天空地立体观测数据，被当作获取数据的重要手段，但是针对遥感辐射传输过程的数字孪生则尚未开展。

## 5 遥感实验场数字孪生体构建思路

单纯的观测或模拟都无法解决先验知识不完备的问题，而这一问题的解决需要二者的有机集合，数字孪生则提供了一种实现集合的有效途径。既有模型耦合策略大多局限于建立以单一变量为纽带的简单模型的集成，在大尺度简单场景中的应用效果较好；当研究小尺度场景时，场景复杂度增加，需利用由复杂模型组成的多变量耦合模型模拟场景的观测与演进，使模拟数据可以匹配不断细致丰富的观测数据。因此，我们提出了构建遥感实验场数字孪生体生成完备先验知识的思路，即发展遥感实验场数字孪生模拟平台，通过

数字孪生，将物理实验场在数字空间中完成精准复刻；通过多模型耦合，实现三维动态场景构建和辐射传输过程的动态模拟；通过获取观测数据，对数字孪生体进行驱动和约束。经过迭代优化后的数字孪生体（软件平台）所包含的输入数据、模拟控制变量以及模拟结果，已经足以构成一套较为完备的先验知识。此外，稳定运行的数字孪生体，可以通过参数调整，生成更多完备的先验知识，从而解决遥感信息反演中对所需地面先验知识和训练样本缺乏问题，支撑辐射模型验证与改进、机器学习和时空尺度转换等研究。

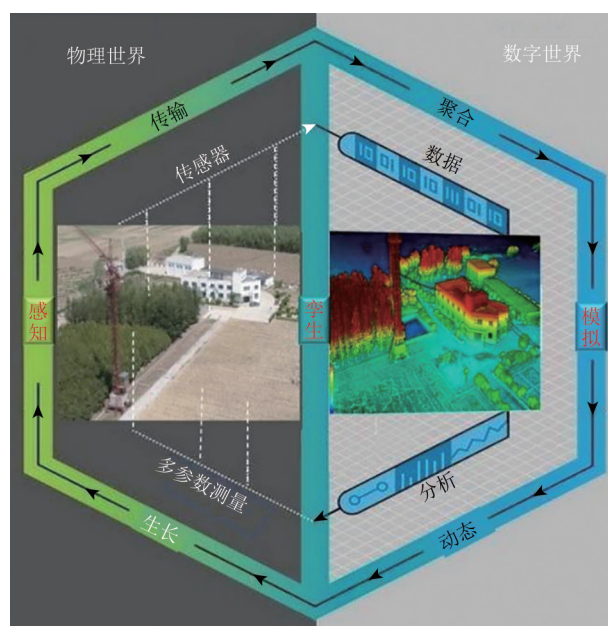


图6 遥感实验场数字孪生概念图

Fig. 6 concept map of digital twins in remote sensing experimental field

遥感实验场数字孪生体的构建，一方面充分利用遥感实验场站观测数据积累及观测能力，将较为离散稀疏的观测整合起来；另一方面可以将观测与模型结合，通过观测约束与驱动遥感实验场数字孪生模拟平台的运行，实现遥感实验站光学与红外波段长时间序列、多角度、多尺度、多参数的高精度模拟，为模型驱动、数据驱动以及两者的结合的遥感算法研究提供先验知识和训练样本。同时，通过数字孪生体对观测的反馈，可以对地面协同观测提出合理化建议，优化观测的空间代表性，提升地面的观测能力。

遥感实验场的数字孪生体能输出更为完备的样本图像与其配套输入、更加精准的遥感模型、更加科学的物理观测。其主要优势有3条：一是实



现对遥感实验场几何、物理属性与辐射传输过程一体化的精准复刻；二是通过协同观测，驱动与约束辐射传输模拟的运行，所得模拟结果是真正的物理量，而不是相对量；三是可以通过调整模拟参数产生大量合理分布的训练样本，如此得到的模拟数据以及对应的模拟各种输入与控制变量，可以视作一套完备的先验知识来使用。

实现遥感实验场数字孪生体的初步设计方案见图7。遥感实验场数字孪生体的具体实现可以依托既有遥感实验站，实施以实验站无线传感器网络和无人机观测为主的协同观测，制备模型驱动

参数以及同化变量的观测数据集，开展变量的时空变异分析和全局敏感性分析；通过同化观测结果与其驱动的模拟数据，优化同化变量的数值并将其重新输入集成模型，以同化变量为纽带实现模型的反馈优化；利用多模型耦合的方法建立以真实结构计算机模拟模型为核心的动态建模体系，依托植被生长模型实现从瞬时到日尺度再到植被全生长周期的三维结构与组分（叶片、土壤）属性模拟，继而从组分到冠层再到像元尺度制备地表多尺度、全时序的模拟数据集。

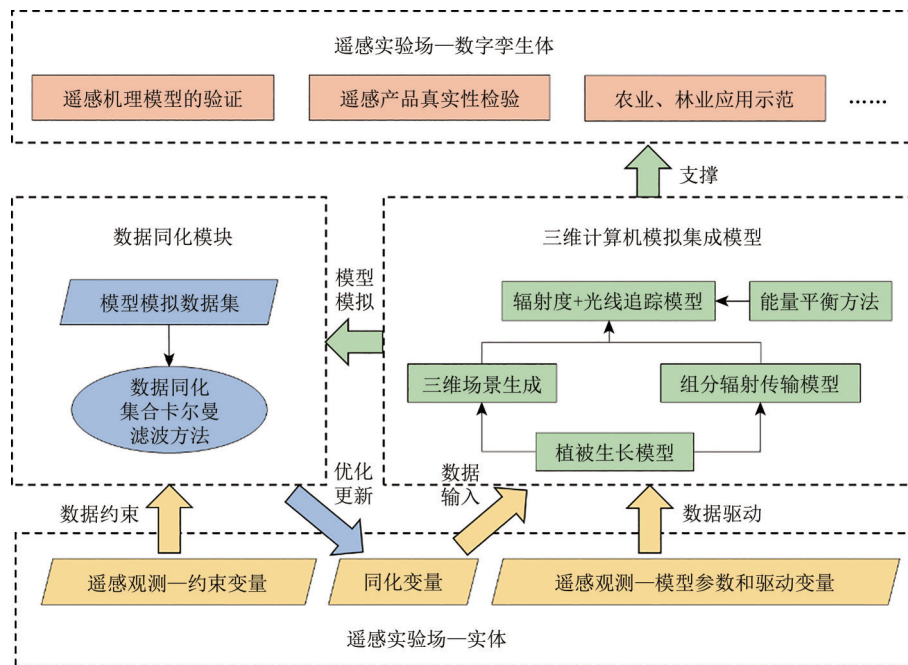


图7 遥感实验场数字孪生的技术路线图

Fig. 7 Technical roadmap of digital twinning in remote sensing experiment site

构建遥感实验场数字孪生系统的功能架构设计见图8。在遥感实验场数字孪生系统框架的核心部分——仿真优化层中，封装了观测、模拟、同化3个主要子系统，建立对实验场观测的仿真模拟模型，进行观测数据与模拟数据的同化，并依据同化分析的结果对模拟子系统进行反馈优化，生成优化后的地面遥感真值及其完备性信息；配套高性能计算与数据管理等软硬件平台，构建系统基础支撑层，为系统的运行提供算力支持，实现数据的运算、存储、管理与分发；利用生产的数据集在多场景、多领域开展遥感实验场应用示范，促进遥感与其他学科的交叉研究以及跨领域应用。

遥感实验场数字孪生体的实现具体来说包含以下若干方面：以多模型耦合模拟和多参数协同观测分别作为数字世界和物理世界的内核，以两者之间的相互感知、耦合、约束和优化为突破口，设计遥感实验场数字孪生理论框架，明确遥感实验场数字孪生定义；刻画实验场对象/组分的几何结构，明确实验场的边界条件，量化化植被的生理、生化参数，构建遥感实验场的静态孪生体；开展组分—对象—实验场辐射传输多尺度一体化模拟，在植被生长模型耦合策略中联动人为干预因素和自然气象状况等实验场背景因素影响，实现模拟平台的动态响应，构建遥感实验场的动态孪生体；结合实验场的多尺度、全时序观测，实现数字孪生模拟平台的数

据约束、迭代优化与持续运行。

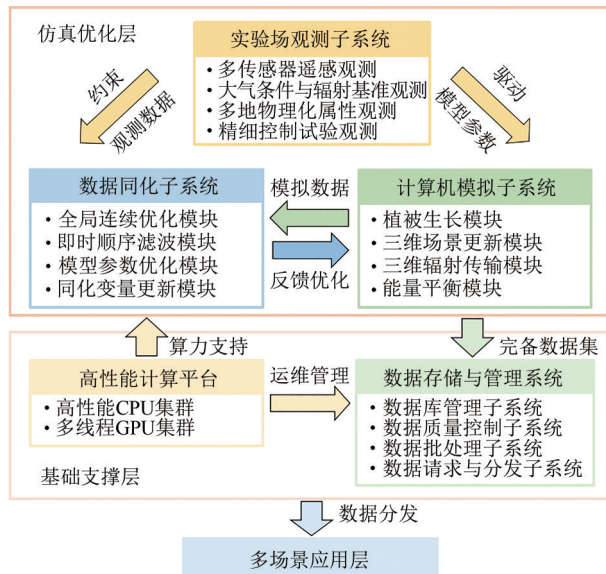


图8 遥感实验场数字孪生系统功能框图

Fig. 8 Function block diagram of digital twinning system in remote sensing experimental field

## 6 核心问题与挑战

(1) 物理实验场数字孪生体构建关键变量遴选。实验场多变量测量是数字孪生技术联系物理世界与数字世界的桥梁。不同于工业上的数字孪生，遥感实验场的数字孪生面对的对象是一个开放的巨系统，由土壤、植被、道路、建筑等多种自然与人造目标组成，彼此之间的界限存在模糊性，对象的性状亦会随着季相和环境而变化。遥感实验场数字孪生的目的是进行三维集成模型模拟，因此并不是简单的数字化。如何从三维集成模型模拟的角度遴选数字孪生所需关键变量，确定各参量之间的内在联系，并进行协同观测，是遥感实验场孪生体构建与业务化运行的关键。对此，可通过实验站的长期数据积累，进行模型变量的全局敏感性分析；依据观测不确定性和对像元真值重要程度对变量分类，遴选出遥感实验场数字孪生运行所需的驱动变量和约束变量，并确定其观测精度和协同观测的时空分辨率要求。

(2) 高精度的动态三维真实结构场景构建。实验场内有建筑、道路等相对不变量，也包含了不断生长变化的植被，场景空间结构存在时空异质性，且属性信息也存在时空异质性，而有限的观测频次，难以达到动态场景构建的需求。如何

实现三维结构场景的自动演进，是一项有挑战性的工作。植物的生长存在周期性，随着环境和季节呈现相应的结构和光谱变化，计算机模拟模型对结构动态变化模拟的能力仍需要扩展。植物生长模型可以提供连续的结构参数输入，其与三维模型的相互迭代优化，是解决动态模拟问题的突破点之一。例如作物生长模型与遥感模型的结合，利用同化方法通过不断调整作物生长模型初始参数值来缩小遥感信息与相应模型模拟值之间的差距，推进建模的全生长季扩展 (Guérif 和 Duke, 1998; de Wit 和 van Diepen, 2007; Dente 等, 2008; Huang 等, 2015; 吴蕾 等, 2017)。

(3) 观测和模型模拟的多层次同化反馈机制。遥感实际观测由于现场条件的限制、偶然误差等，往往存在一定的不确定性，而三维辐射传输模型虽然有精确的物理过程、可控的实验条件，但受限于三维场景重建、组分光谱等输入数据的精度，模拟数据不可避免地与现实世界存在差异。在数字孪生模拟平台中，如何实现两者的动态融合，以观测优化模拟，以模拟指导观测，有效提高实验场输出数据的真实性和准确性是实验场数字孪生技术的主要功能和价值体现。多层次同化反馈机制需要同时解决孪生系统中单模型与实测数据之间以及多模型之间的同化过程。在单模型层次，针对遥感过程中涉及到的三维辐射传输模型、植物生长模型以及能量平衡模型分别予以研究，探讨如何将实测数据同化到模型模拟过程，而非简单地将两者进行数据融合，从而实现单模型的输出数据的真实性。针对模型之间的同化，考虑到孪生体内多个参数和多个物理过程之间的有机联系，可采用多模型耦合的方法，参考地球系统数据同化技术，发展适宜于小尺度实验场的参数优化迭代和滤波方法，实现多源遥感观测/测量与模型模拟多物理过程、多尺度的双向约束，构建遥感实验场数字孪生模拟平台内的多层次反馈机制。

(4) 利用遥感实验场数字孪生模拟平台构建完备先验知识。型驱动的遥感反演方法的病态反演问题、数据驱动的反演方法所遇到的因反演目标时空异质性导致泛化能力不强等问题通过完备数据集来解决的可行性与具体方法仍有待探索。可以通过改变迭代优化后的数字孪生模拟平台的真实场景构建模式，以及约束和驱动参量，来模拟空异质性场景从厘米级到公里级的多角度遥感观

测, 从而为机器学习提供训练所需的丰富样本, 进而通过机器学习方法降低辐射传输模型的复杂性, 为简化模型的参数化方案提供可能。这些模拟的样本, 由于是通过模型耦合实现的, 能体现辐射传输模型过程的约束, 经过训练后有望提升数据驱动的遥感反演方法解决非线性问题的能力。此外, 遥感站的观测是全方位多尺度的精细观测限于特定时空条件, 且仅代表瞬时信息, 难以持久获取连续数据。可待数字孪生模拟平台优化迭代并运转良好后, 参照参数的敏感性分析结果, 逐渐减少观测类型和数据量, 探索遥感实验场构建的优化模式, 以便增强该项研究成果在不同环境背景下的泛化能力。

## 7 结 语

本文针对遥感应用缺乏高精度可适用的卫星遥感反演算法等问题, 提出遥感实验场数字孪生体构建的思路, 梳理了地表协同观测、遥感实验场数字孪生、观测对模型的驱动与约束机制、观测与模型的耦合以及时空扩展等关键科学问题; 通过同化技术实现遥感实验场数字孪生平台的迭代优化, 提高观测与模拟的精度, 有望为遥感反演研究提供先验知识和完备的训练数据集, 探索模型驱动与数据驱动相结合的遥感反演方法, 推动对地观测技术的提高与深化应用。

从观测约束较弱的计算机辐射传输模拟, 发展到遥感实验场观测强约束下的数字孪生体, 可以促进遥感观测与物理模型的耦合。将模型和观测进行动态融合可大幅度减少计算机辐射传输模拟存在的不确定性, 使其具备提供高精度遥感数据及配套参数的能力, 更好地满足遥感反演研究的需求。地表物理过程复杂且时空连续, 而传统遥感观测完备性不足, 建立与遥感观测相对应的模型体系是研究地表物理过程的重要理论基础。模型是对某一个地表过程的公式化表达, 而地表过程之间存在着内在的关联机制。从地表过程的逻辑关联出发研究过程模型与遥感物理模型的耦合机制, 研究建立遥感变量时间变化和空间异质性量化表达体系, 可提升遥感实验场构建时空无缝数据集能力, 弥补单纯实验观测在空间与时间尺度上的不完备性。

通过遥感实验场数字孪生模拟平台的辐射传输模拟, 有望构建更加完备的观测样本集, 并改

进优化模型驱动与数据驱动的遥感反演方法。模型驱动和数据驱动发展到一定阶段, 都遇到了瓶颈。而探索两者的结合, 需要完备的样本集。遥感实验场数字孪生模拟平台, 可为开展机器学习遥感反演方法研究提供更为全面的训练样本集。通过训练可降低辐射传输某些过程模型参数规模, 降低复杂度, 从而使模型驱动的反演方法更稳健。接下来本团队也会通过不同场景的模拟, 探索辐射传输模型, 约束深度学习过程, 改善分层策略, 从而增强机器学习对非线性问题的解决能力和泛化能力。

## 参考文献(References)

- Åkerblom M, Raunonen P, Casella E, Disney M I, Danson F M, Gaulton R, Schofield L A, Kaasalainen M. 2018. Non-intersecting leaf insertion algorithm for tree structure models. *Interface Focus* 8, 20170045.
- Allen M T, Prusinkiewicz P, DeJong T M. 2005. Using L-systems for modeling source-sink interactions, architecture and physiology of growing trees: the L-PEACH model. *New Phytologist* 166, 869-880.
- Bai J H, Xiao Q, Liu Q H and Wen J G. 2015. The research of constructing the target ranges to validate remote sensing products. *Remote Sensing Technology and Application*, 30(3): 573-578 (柏军华, 肖青, 柳钦火, 闻建光. 2015. 遥感产品真实性检验靶场构建方法初步研究. *遥感技术与应用*, 30(3): 573-578) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2015.3.0573]
- Bailey B N, Ochoa M H. 2018. Semi-direct tree reconstruction using terrestrial LiDAR point cloud data. *Remote Sensing of Environment* 208, 133-144.
- Bauer P, Dueben P D, Hoefler T, Quintino T, Schulthess T C and Wedi N P. 2021. The digital revolution of Earth-system science. *Nature Computational Science*, 1(2): 104-113 [DOI: 10.1038/s43588-021-00023-0]
- Bian Z J, Du Y M, Li H, Cao B, Huang H G, Xiao Q and Liu Q H. 2017. Modeling the temporal variability of thermal emissions from row-planted scenes using a radiosity and energy budget method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(10): 6010-6026 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2719098]
- Bian Z J, Qi J B, Gastellu-Etchegorry J P, Roujean J L, Cao B, Li H, Du Y M, Xiao Q and Liu Q H. 2022. A GPU-Based Solution for Ray Tracing 3-D Radiative Transfer Model for Optical and Thermal Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 19:1-5.
- Cao B, Liu Q H, Du Y M, Roujean J L, Gastellu-Etchegorry J P, Trigo I F, Zhan W F, Yu Y Y, Cheng J, Jacob F, Lagouarde J P, Bian Z J, Li H, Hu T and Xiao Q. 2019. A review of earth surface thermal radiation directionality observing and modeling: historical development, current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111304 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111304]

- Combal B, Baret F, Weiss M, Trubuil A, Macé D, Pragnère A, Myneni R, Knyazikhin Y, Wang L. 2003. Retrieval of canopy biophysical variables from bidirectional reflectance: Using prior information to solve the ill-posed inverse problem. *Remote Sensing of Environment* 84, 1-15.
- Côté J F, Widlowski J L, Fournier R A and Verstraete M M. 2009. The structural and radiative consistency of three-dimensional tree reconstructions from terrestrial lidar. *Remote Sensing of Environment*, 113(5): 1067-1081 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.01.017]
- Dente L, Satalino G, Mattia F and Rinaldi M. 2008. Assimilation of leaf area index derived from ASAR and MERIS data into CERES-Wheat model to map wheat yield. *Remote Sensing of Environment*, 112(4): 1395-1407 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.05.023]
- de Wit A J W and van Diepen C A. 2007. Crop model data assimilation with the Ensemble Kalman filter for improving regional crop yield forecasts. *Agricultural and Forest Meteorology*, 146(1/2): 38-56 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2007.05.004]
- Disney M I, Lewis P and North P R J. 2000. Monte Carlo ray tracing in optical canopy reflectance modelling. *Remote Sensing Reviews*, 18(2/4): 163-196 [DOI: 10.1080/02757250009532389]
- España M L, Baret F, Aries F, Chelle M, Andrieu B and Prévot L. 1999. Modeling maize canopy 3D architecture: application to reflectance simulation. *Ecological Modelling*, 122(1/2): 25-43 [DOI: 10.1016/S0304-3800(99)00070-8]
- Favorskaya M N and Jain L C. 2017. Tree modelling in virtual reality environment//Favorskaya M N and Jain L C, eds. *Handbook on Advances in Remote Sensing and Geographic Information Systems*. [s.l.]: Springer: 141-179 [DOI: 10.1007/978-3-319-52308-8\_5]
- Gastellu-Etchegorry J P. 2008. 3D modeling of satellite spectral images, radiation budget and energy budget of urban landscapes. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 102(3): 187-207 [DOI: 10.1007/s00703-008-0344-1]
- Gastellu-Etchegorry J P, Demarez V, Pinel V and Zagolski F. 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 58(2): 131-156 [DOI: 10.1016/0034-4257(95)00253-7]
- Gastellu-Etchegorry J P, Lauret N, Yin, T, Landier L, Kallel A, Malenovsky Z, Bitar A A, Aval J, Benhmida S, Qi J, Medjdoub G, Guilleux J, Chavanon E, Cook B, Morton D, Chrysoulakis N, Mitraka Z, 2017. DART: Recent Advances in Remote Sensing Data Modeling With Atmosphere, Polarization, and Chlorophyll Fluorescence. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 10, 2640-2649.
- Goel N S, Rozehnal I and Thompson R L. 1991. A computer graphics based model for scattering from objects of arbitrary shapes in the optical region. *Remote Sensing of Environment*, 36(2): 73-104 [DOI: 10.1016/0034-4257(91)90032-2]
- Govaerts Y M and Verstraete M M. 1998. Raytran: a Monte Carlo ray-tracing model to compute light scattering in three-dimensional heterogeneous media. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2): 493-505 [DOI: 10.1109/36.662732]
- Guérif M and Duke C. 1998. Calibration of the SUCROS emergence and early growth module for sugar beet using optical remote sensing data assimilation. *European Journal of Agronomy*, 9(2/3): 127-136 [DOI: 10.1016/S1161-0301(98)00031-8]
- Hackenberg J, Morhart C, Sheppard J, Spiecker H and Disney M. 2014. Highly accurate tree models derived from terrestrial laser scan data: a method description. *Forests*, 5(5): 1069-1105 [DOI: 10.3390/f5051069]
- Huang H G, Liu Q H, Qin W H, Du Y M and Li X W. 2011. Temporal patterns of thermal emission directionality of crop canopies. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D6): D06114 [DOI: 10.1029/2010JD014613]
- Huang H G, Qin W H and Liu Q H. 2013. RAPID: a Radiosity Applicable to Porous Individual Objects for directional reflectance over complex vegetated scenes. *Remote Sensing of Environment*, 132: 221-237 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.01.013]
- Huang J X, Tian L Y, Liang S L, Ma H Y, Becker-Reshef I, Huang Y B, Su W, Zhang X D, Zhu D H and Wu W B. 2015. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 204: 106-121 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.02.001]
- Lewis P. 1999. Three-dimensional plant modelling for remote sensing simulation studies using the Botanical Plant Modelling System. *Agronomie*, 19(3/4): 185-210 [DOI: 10.1051/agro:19990302]
- Li D R, Zhang G, Jiang Y H, Shen X and Liu W L. 2022. Opportunities and challenges of geo-spatial information science from the perspective of big data. *Big Data Research* 7(2): 3-14 (李德仁, 张过, 蒋永华, 沈欣, 刘伟玲. 2022. 论大数据视角下的地球空间信息学的机遇与挑战. *大数据*, 8(2): 3-14) [DOI: 10.11959/j.issn.2096-0271.2022012]
- Li X. 2014. Characterization, controlling, and reduction of uncertainties in the modeling and observation of land-surface systems. *Science China Earth Sciences*, 57(1): 80-87 (李新. 2013. 陆地表层系统模拟和观测的不确定性及其控制. *中国科学: 地球科学*, 43(11): 1735-1742)
- Li X, Cheng G D, Liu S M, Xiao Q, Ma M G, Jin R, Che T, Liu Q H, Wang W Z, Qi Y, Wen J G, Li H Y, Zhu G F, Guo J W, Ran Y H, Wang S G, Zhu Z L, Zhou J, Hu X L and Xu Z W. 2013. Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research (HiWATER): scientific objectives and experimental design. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 94(8): 1145-1160 [DOI: 10.1175/BAMS-D-12-00154.1]
- Li X W, Wang J D and Strahler A H. 1995. A hybrid geometric optical-radiative transfer approach for modeling light absorption and albedo of discontinuous canopies. *Science in China(Series B)*, 38(07): 807-816.
- Li X W, Wang J D, Hu B X and Strahler A H. 1998. The role of prior knowledge in remote sensing inversion. *Sci China Ser D-Earth Sci*, 28(1): 62-67 (李小文, 王锦地, 胡宝新, Strahler A H. 1998. 先验知识在遥感反演中的作用. *中国科学: D辑*, 28(1): 67-72)
- Liu C J, Lv J, Ren M L, Chen S, Zhang X L, Song W L and Zhang D

- W. 2022. Research and application of digital twin intelligent flood prevention system in Huaihe River Basin. *China Flood and Drought Management*, 32(1): 47-53 (刘昌军, 吕娟, 任明磊, 陈胜, 张晓蕾, 宋文龙, 张大伟). 2022. 数字孪生淮河流域智慧防洪体系研究与实践. *中国防汛抗旱*, 32(1): 47-53 [DOI: 10.16867/j.issn.1673-9264.2021375]
- Liu Q H, Li X W and Chen L F. 2002. Field campaign for quantitative remote sensing in Beijing//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toronto, ON: IEEE: 3133-3135 [DOI: 10.1109/IGARSS.2002.1027109]
- Liu Q H, Tang Y, Li J, Du Y M, Wen J G, Yao Y J, Huang H G and Tian G L. 2009. Research progress on modeling and inversion of remote sensing radiative transfer. *Journal of Remote Sensing*, 13(S1): 168-182 (柳钦火, 唐勇, 李静, 杜永明, 闻建光, 姚延娟, 黄华国, 田国良). 2009. 遥感辐射传输建模与反演研究进展. *遥感学报*, 13(S1): 168-182 [DOI: 10.11834/jrs.20090023]
- Liu Q H, Yan G J, Jiao Z T, Xiao Q, Wen J G, Liang S L and Wang J D. 2019. Geometric-optical remote sensing modeling to quantitative remote sensing theory and methodology development: in memory of academician Li Xiaowen. *Journal of Remote Sensing*, 23(1): 1-10 (柳钦火, 阎广建, 焦子铤, 肖青, 闻建光, 梁顺林, 王锦地). 2019. 发展几何光学遥感建模理论, 推动定量遥感科学前行——深切缅怀李小麦院士. *遥感学报*, 23(1): 1-10 [DOI: 10.11834/jrs.20198077]
- Lučić M., Tschannen M., Ritter M., Zhai X., Bachem O., Gelly S., 2019. High-Fidelity Image Generation With Fewer Labels, in: *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*. Presented at the International Conference on Machine Learning, PMLR, pp. 4183 - 4192.
- Ma M G, Che T, Li X, Xiao Q, Zhao K and Xin X P. 2015. A prototype network for remote sensing validation in China. *Remote Sensing*, 7(5): 5187-5202 [DOI: 10.3390/rs70505187]
- Mao K B, Yang J, Han X Z, Tang S H, Yuan Z J and Gao C Y. 2018. Retrieving land surface temperature based on deep dynamic learning NN algorithm and radiation transmission model. *China Agricultural Information*, 30(5): 47-57 (毛克彪, 杨军, 韩秀珍, 唐世浩, 袁紫晋, 高春雨). 2018. 基于深度动态学习神经网络和辐射传输模型地表温度反演算法研究. *中国农业信息*, 30(5): 47-57 [DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20180506]
- Melendo-Vega J R, Martín M P, Pacheco-Labrador J, González-Cascón R, Moreno G, Pérez F, Migliavacca M, García M, North P and Riaño D. 2018. Improving the performance of 3-D radiative transfer model FLIGHT to simulate optical properties of a tree-grass ecosystem. *Remote Sensing*, 10(12): 2061 [DOI: 10.3390/rs10122061]
- North P R J. 1996. Three-dimensional forest light interaction model using a Monte Carlo method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 34(4): 946-956 [DOI: 10.1109/36.508411]
- Pharr M, Jakob W and Humphreys G. 2016. *Physically Based Rendering: From Theory to Implementation*. 3rd ed. Cambridge, MA: Morgan Kaufmann
- Qi J B, Xie D H, Yin T G, Yan G J, Gastellu-Etchegorry J P, Li L Y, Zhang W M, Mu X H and Norford L K. 2019. LESS: physical radiative transfer modeling system for efficient 3D landscape construction and data simulation. *Remote Sensing of Environment*, 221: 695-706.
- Qin W H and Gerstl S A W. 2000. 3-D scene modeling of semidesert vegetation cover and its radiation regime. *Remote Sensing of Environment*, 74(1): 145-162 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00129-2]
- Quan L, Tan P, Zeng G, Yuan L, Wang J and Kang S B. 2006. Image-based plant modeling. *ACM Transactions on Graphics*, 25(3): 599-604 [DOI: 10.1145/1141911.1141929]
- Raj P. 2021. Empowering digital twins with blockchain. *Advances in Computers*, 121: 267-283 [DOI: 10.1016/bs.adcom.2020.08.013]
- Rasheed A, San O and Kvamsdal T. 2020. Digital twin: values, challenges and enablers from a modeling perspective. *IEEE Access*, 8: 21980-22012 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2970143]
- Reichstein M., Camps-Valls G., Stevens B., Jung M., Denzler J., Carvalhais N., Prabhat, 2019. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. *Nature* 566, 195-204.
- Rivera J P, Verrelst J, Leonenko G, Moreno J. 2013. Multiple Cost Functions and Regularization Options for Improved Retrieval of Leaf Chlorophyll Content and LAI through Inversion of the PROSAIL Model. *Remote Sensing*, 5(7):3280-3304.
- Schneider F D, Leiterer R, Morsdorf F, Gastellu-Etchegorry J P, Laurent N, Pfeifer N and Schaepman M E. 2014. Simulating imaging spectrometer data: 3D forest modeling based on LiDAR and in situ data. *Remote Sensing of Environment*, 152: 235-250 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.06.015]
- Sellers P, Hall F, Margolis H, Kelly B, Baldocchi D, Den Hartog G, Cihlar J, Ryan M G, Goodison B, Crill P, Ranson K J, Lettenmaier D and Wickland D E. 1995. The Boreal Ecosystem-Atmosphere Study (BOREAS): an overview and early results from the 1994 field year. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 76(9): 1549-1577 [DOI: 10.1175/1520-0477(1995)076<1549:TBESAO>2.0.CO;2]
- Sellers P J, Hall F G, Asrar G, Strebel D E and Murphy R E. 1988. The First ISLSCP Field Experiment (FIFE). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 69(1): 22-27 [DOI: 10.1175/1520-0477(1988)069<0022:TFIFE>2.0.CO;2]
- Shen H F, Jiang Y, Li T W, Cheng Q, Zeng C and Zhang L P. 2020. Deep learning-based air temperature mapping by fusing remote sensing, station, simulation and socioeconomic data. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111692 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111692]
- Tao F, Zhang H, Liu A and Nee A Y C. 2019. Digital twin in industry: state-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4): 2405-2415 [DOI: 10.1109/TII.2018.2873186]
- Widlowski J L, Pinty B, Lopatka M, Atzberger C, Buzica D, Chelle M, Disney M, Gastellu-Etchegorry J P, Gerboles M, Gobron N, Grau E, Huang H, Kallel A, Kobayashi H, Lewis P E, Qin W, Schlerf M, Stuckens J and Xie D. 2013. The fourth radiation transfer model intercomparison (RAMI-IV): proficiency testing of canopy reflectance models with ISO-13528. *Journal of Geophysical Research*:

- Atmospheres, 118(13): 6869-6890 [DOI: 10.1002/jgrd.50497]
- Widowski J L, Robustelli M, Disney M, Gastellu-Etchegorry J P, Lavergne T, Lewis P, North P R J, Pinty B, Thompson R and Verstraete M M. 2008. The RAMI On-line Model Checker (ROMC): a web-based benchmarking facility for canopy reflectance models. *Remote Sensing of Environment*, 112(3): 1144-1150 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.07.016]
- Wu L, Bai J H, Xiao Q, Du Y M, Liu Q H and Xu L P. 2017. Research progress and prospect on combining crop growth models with parameters derived from quantitative remote sensing. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 33(9): 155-166 (吴蕾, 柏军华, 肖青, 杜永明, 柳钦火, 徐丽萍. 2017. 作物生长模型与定量遥感参数结合研究进展与展望. *农业工程学报*, 33(9): 155-166) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2017.09.020]
- Wu L, Gao Z J, Shi W Z, Tang X M, Gao Y, Fang Y, Liu Y F, Li P W, Gan Y L, Fang L. 2010. *Uncertainties in Geographical Information System*. Beijing: Electronic Industry Press (邬伦, 高振记, 史文中, 唐新明, 高勇, 方裕, 刘岳峰, 李佩武, 甘宇亮, 方利. 2010. 地理信息系统中的不确定性问题. 北京: 电子工业出版社)
- 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, You D Q, Liu Q and Lin X W. 2018. Forward a spatio-temporal trend surface for long-term ground-measured albedo upscaling over heterogeneous land surface. *International Journal of Digital Earth*, 11(5): 470-484 [DOI: 10.1080/17538947.2017.1334097]
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q, Yu Y Y, You D Q and Hueni A. 2017. Assessment of NPP VIIRS albedo over heterogeneous crop land in Northern China. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(24): 13138-13154 [DOI: 10.1002/2017JD027262]
- Wu X D, Xiao Q, Wen J G and You D Q. 2019. Advances and challenges in the validation of remote sensing albedo products. *Journal of Remote Sensing*, 23(1): 11-23 (吴小丹, 肖青, 闻建光, 游冬琴. 2019. 异质地表反照率遥感产品真实性检验研究现状及挑战. *遥感学报*, 23(1): 11-23) [DOI: 10.11834/jrs.20198057]
- Yang G J, Zhao C J, Xing Z R, Huang W J and Wang J H. 2011. LAI inversion of spring wheat based on PROBA/CHRIS hyperspectral multi-angular data and PROSAIL model. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 27(10): 88-94 (杨贵军, 赵春江. 2011. 基于 PROBA/CHRIS 遥感数据和 PROSAIL 模型的春小麦 LAI 反演. *农业工程学报*, 27(10): 88-94) [DOI: 10.3969/j.issn.1002-6819.2011.10.016]
- Yuan Q Q, Xu H Z, Li T W, Shen H F and Zhang L P. 2020. Estimating surface soil moisture from satellite observations using a generalized regression neural network trained on sparse ground-based measurements in the continental U.S.. *Journal of Hydrology*, 580: 124351 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124351]
- Zhang L P and Wu C. 2017. Advance and future development of change detection for multi-temporal remote sensing imagery. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(10): 1447-1459 (张良培, 武辰. 2017. 多时相遥感影像变化检测的现状与展望. *测绘学报*, 46(10): 1447-1459) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170340]
- Zhang Y, Shi Y L, Choi S, Ni X L and Myneni R B. 2019. Mapping maximum tree height of the Great Khingan Mountain, Inner Mongolia using the Allometric scaling and resource limitations model. *Forests*, 10(5): 380 [DOI: 10.3390/f10050380]
- Zhao F, Li Y G, Dai X, Verhoef W, Guo Y Q, Shang H, Gu X F, Huang Y B, Yu T and Huang J X. 2015. Simulated impact of sensor field of view and distance on field measurements of bidirectional reflectance factors for row crops. *Remote Sensing of Environment*, 156: 129-142 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.09.011]
- Zhu Q, Zhu J, Huang H P, Wang W and Zhang L G. 2020. Real 3D spatial information platform and digital twin Sichuan-Tibet railway. *High Speed Railway Technology*, 11(2): 46-53 (朱庆, 朱军, 黄华平, 王玮, 张利国. 2020. 实景三维空间信息平台与数字孪生川藏铁路. *高速铁路技术*, 11(2): 46-53) [DOI: 10.12098/j.issn.1674-8247.2020.02.008]

## Digital twin of remote sensing experiment field: Theory and key technology

XIAO Qing<sup>1</sup>, HUANG Huaguo<sup>2</sup>, BIAN Zunjian<sup>1</sup>, QI Jianbo<sup>2</sup>, DU Yongming<sup>1</sup>, LI Jiaxin<sup>1,3</sup>,  
WEN Jianguang<sup>1</sup>, XIE Donghui<sup>4</sup>, BAI Junhua<sup>1</sup>, CAO Biao<sup>1</sup>, GONG Baochang<sup>1</sup>,  
ZHOU Xiang<sup>1</sup>, LIU Qinhuo<sup>1</sup>

1.State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2.College of Forestry, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

3.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

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

**Abstract:** In the context of remote sensing research and application, complete and reliable “ground a priori knowledge” datasets play an

essential role in physical-based model construction, land surface parameter inversion, and remote sensing product production and validation. Ill-posed inversion problems, such as the case in which the observation information is less than the inversion target parameters that results in underdetermined inversion parameters, lead to uncertainty in the solution. A priori knowledge is an important support to solving the ill-posed problem of parameter inversion based on physical and empirical models. However, its completeness, accuracy, and timeliness are limited. The traditional methods of obtaining ground a priori knowledge include experimental measurements using various surface/near-surface sensors and numerical simulations using many physical models, such as one- or three-dimensional radiative transfer models. These current methods have their own advantages and disadvantages but cannot meet the need of comprehensive dataset production in spectral, temporal, angular, and spatial aspects for supporting the research and development of remote sensing science and technology when used alone. On the basis of the studies on experimental measurement, modeling of radiative transfer and ecological processes, and land surface parameter inversion and validation, we propose an innovative strategy to support remote sensing research by building a digital twin of the remote sensing experimental field. Several steps are designed for generating remote sensing a priori knowledge on the basis of the digital twin of the remote sensing experimental field. The three-dimensional structure of a scene is digitally reproduced from the surface by multiple experimental measurements of structural descriptors or the near-surface by remotely obtained data, such as the high-resolution visible and near-infrared images and light detection and ranging (lidar) point-clouds from the observation on Unmanned Aerial Vehicle (UAV) or other platforms based on a cooperative observation technology, recorded in a format accessible by simulation models. The systemic evolution of the surface simulations of physical processes can be realized by coupling radiative transfer, energy balance, evapotranspiration, and plant growth modeling theories as a synthesized model and applying the model to an experimental site in virtual space to illuminate and realize the dynamic progression of the remote sensing experiment field. Driven and constrained by the surface/near-surface collaborative observation data processed by data science and statistical methods, such as data fusion and data augmentation, the synthesized model is optimized by the feedback from the data assimilation of observation measurements and corresponding simulation data, increasing the consistency of the simulation results with the actual dynamic evolution of the remote sensing experimental field in the real world. Through the optimized model and the field measurements, a complete and coherent a priori knowledge of the remote sensing experimental field is achieved with high numerical precision and temporal continuity, supporting the development of remote sensing mechanism model construction and remote sensing inversion method and validation and improving the level of basic remote sensing research. The conditions for the development and application of digital twins in remote sensing experimental sites are gradually maturing. The construction of the remote sensing experimental field digital twin is expected to become the rudiment of digital twin construction theory of a small-scale ecosystem, which may in turn promote the comprehensive and collaborative development of various disciplines in geoscience.

**Key words:** remote sensing experiment field, radiative transfer, computer simulation, data assimilation, digital twin, comprehensive dataset  
**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 42130111, 42271362, 41930111)