

GRACE 卫星数据降尺度研究进展、挑战和未来发展方向

吴奇凡¹, 胡青峰¹, 孙 龙^{1,2,3}, 张明洋¹, 齐晓静³, 何海龙⁴

(1. 华北水利水电大学测绘与地理信息学院; 2. 水利部信息中心(水文水资源监测预报中心);
3. 河海大学水文水资源学院; 4. 西北农林科技大学资源环境学院)

摘要:系统综述了 GRACE 卫星数据降尺度方法,将其归纳为统计降尺度、动力降尺度与多源数据融合 3 类方法,深入剖析了从经典回归到新兴物理约束模型等研究方法的原理与演进。通过评估全球应用案例,揭示了各方法的优势与局限,凝练出数据缺陷、模型物理真实性不足、人类活动耦合困难和验证体系不完善等核心问题,展望了物理引导人工智能、时空一致性数据融合及构建业务化高分辨率数据集等前沿方向,并在系统评估现有方法的基础上,提出了以物理-数据双驱动为核心的智能融合新范式。

关键词:GRACE 卫星数据;降尺度;陆地水储量;地下水;水文模型;遥感水文学

Advances, challenges, and future directions in GRACE satellite data downscaling research// Wu Qifan¹, Hu Qingfeng¹, Sun Long^{1,2,3}, Zhang Mingyang¹, Qi Xiaojing³, He Hailong⁴ (1. College of Surveying and Geo-Informatics, North China University of Water Resources and Electric Power; 2. Water Information Center, Ministry of Water Resources (Hydrological and Water Resources Monitoring and Forecasting Center); 3. College of Hydrology and Water Resources, Hohai University; 4. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University)

Abstract: A systematic review was conducted on the downscaling methods of GRACE satellite data, which were classified into three categories: statistical downscaling, dynamic downscaling, and multi-source data fusion. The principles and evolution of research methods ranging from classical regression to emerging physics-constrained models were thoroughly analyzed. By evaluating application cases worldwide, the advantages and limitations of each method were revealed, and core issues, including data defects, insufficient physical authenticity of models, difficulty in coupling human activities, and incomplete verification system were identified. The future directions of physics-guided artificial intelligence, spatiotemporally consistent data fusion, and the development of operational high-resolution datasets were discussed. Based on a systematic assessment of existing methods, a new physics-data dual driven paradigm for intelligent fusion was proposed.

Key words: GRACE satellite data; downscaling; terrestrial water storage; groundwater; hydrological model; remote sensing hydrology

地下水是地球上储量最大、可直接开发利用的液态淡水资源库,在保障数十亿人饮水安全、支撑全球近半农业灌溉以及维持湿地、河流等关键生态系统健康中,发挥了不可替代的作用^[1]。然而,在全球气候变化和高强度人类活动的双重胁迫下,全球许多地区的地下水系统正承受着前所未有的压力。地下水过度开采、水位持续下降、含水层枯竭甚至地面沉降等问题日益严峻,对区域粮食安全、社会经济

稳定和生态可持续性构成了严重威胁^[2-3]。因此,精准、动态地监测地下水储量(GWS)的时空演变,不仅是一个基础科学问题,更是实现区域水资源可持续管理和有效应对水文极端事件(如长期干旱)的迫切需求^[4-5]。利用先进模型预测未来 GWS 的变化,从而为水资源管理提供前瞻性决策支持,已成为该领域的重要前沿方向^[6]。

传统地下水监测主要依赖于监测井网络,尽管

基金项目:国家重点研发计划项目(2024YFC3212200);河南省杰出青年科学基金项目(242300421041);河南省重点研发计划项目(241111321100)

作者简介:吴奇凡(1989—),男,讲师,博士,主要从事卫星大地测量与水文遥感研究。E-mail:wuqifan@ncwu.edu.cn

通信作者:孙龙(1982—),男,正高级工程师,博士,主要从事水文水资源监测评价与数字孪生水利研究。E-mail:sunlongmwr@163.com

其能够提供高精度点状水位信息,但存在以点代面导致代表性不足的根本局限性。监测井往往成本高昂、空间分布极不均匀,且在许多偏远或欠发达地区极为稀疏,难以有效捕捉区域尺度 GWS 的整体变化格局与空间异质性^[7]。作为补充手段,水文模型虽然能模拟大范围的地下水动态,但其模拟结果的可靠性高度依赖于气象驱动数据的精度、模型的物理结构以及参数率定的过程。特别是在耦合灌溉、水库调度等复杂人类活动影响方面,水文模型仍面临显著的不确定性,限制了其在实际管理中的应用^[8]。

在这种背景下,2002 年发射的 GRACE 卫星和 2018 年接续的 GRACE-FO 任务,为大规模水文监测带来了革命性的突破。通过测量地球时变重力场,GRACE 卫星能够一体化反演陆地水储量(TWS)变化,这是迄今为止唯一能够在大尺度上有效反演 TWS,进而推算 GWS 变化的遥感手段^[9]。这一创新手段,极大地弥补了传统地面观测在空间覆盖范围上的不足,为全球和区域尺度水量平衡研究和地下水耗竭评估提供了强有力的工具^[10]。

GRACE 卫星数据在应用中存在较低的时空分辨率这一根本性局限,其空间分辨率约为 300 km,时间分辨率为 1 月^[11]。这在宏观尺度不可避免地会平滑甚至掩盖许多更精细的水文过程。例如:在空间上,华北平原地下水超采漏斗的尺度小于 GRACE 单个格网,使得原始数据难以量化其内部的消耗速率与范围^[12];在时间上,由季节性农业灌溉或极端暴雨引起的地下水位在数日或数周内的剧烈波动,超出了 GRACE 卫星月尺度数据的捕捉能力^[13]。

这种观测尺度与实际水文过程尺度之间的不匹配,导致 GRACE 卫星数据难以直接服务于地方性的水资源管理需求,如淡水核算、精准灌溉指导和中小流域防洪抗旱决策等^[14]。如何将 GRACE 卫星宏观观测信息转化为局地尺度上真实可用的数据产品,是当前水文遥感领域亟待解决的关键问题^[15-16]。

为了解决这一问题,降尺度成为连接宏观卫星观测与局地水文应用的重要途径。降尺度的核心任务是将低分辨率的 GRACE 卫星 TWS 观测信息转换为具有更高时空分辨率的数据产品。一方面,高分辨率数据能够揭示 TWS 在局地尺度上的空间异质性,从而精准识别地下水超采核心区,评估灌溉效率等^[6,17-19];另一方面,它能够提升对水文过程的解析能力,如精细刻画中小流域干旱的形成与恢复机制^[2],或深入理解湖泊、水库的水量平衡动态^[20]。围绕 GRACE 卫星数据降尺度研究已经积累了丰富

的成果,多位学者也从不同维度进行了科学综述^[21-24]。但在方法分类、评估指标、共性挑战与前沿方向之间的贯通梳理方面,仍有进一步评述的空间。基于此,本文旨在构建 GRACE 卫星数据降尺度框架,系统梳理并评估核心降尺度方法,剖析其面临的共性挑战,并展望未来的前沿方向。

1 GRACE 卫星数据降尺度方法的演进与评估

为了将低分辨率 GRACE 卫星 TWS 观测信息转化为可服务于精细化管理的高分辨率数据,学界自 2002 年 GRACE 卫星发射以来探索并发展了多种降尺度方法。这些方法的核心逻辑是以低分辨率 GRACE 卫星数据反演的 TWS 变化为约束,融合一种或多种高分辨率信息源,通过特定的数学或物理模型,将 GRACE 格网内的 TWS 变化合理地分配到更精细的子网格上。这些高分辨率信息源可以是描述水循环过程的地理环境变量(如降水、蒸散发)和陆面过程模型或水文模型的模拟结果,也可以是其他遥感或大地测量数据(如 InSAR、GNSS 数据等)的独立观测结果。依据其分配原理和所融合信息源的差异,现有的降尺度方法可归纳为三大类:统计降尺度、动力降尺度和多源数据融合(图 1)。这 3 类方法的核心流程与信息输入存在显著差异(图 2),并在模型的物理真实性、计算成本和对人类活动的处理能力等方面表现出各自的优势与局限(表 1)。

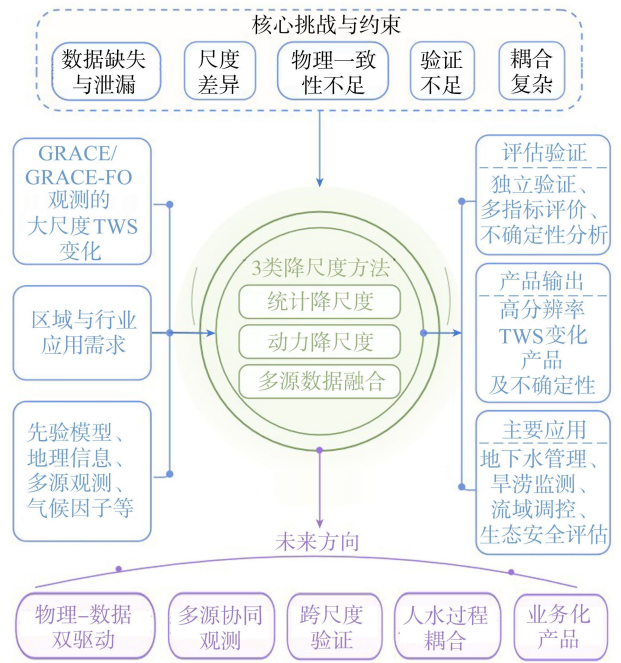


图 1 GRACE 卫星数据降尺度研究框架
Fig. 1 Framework of GRACE satellite data
downscaling research

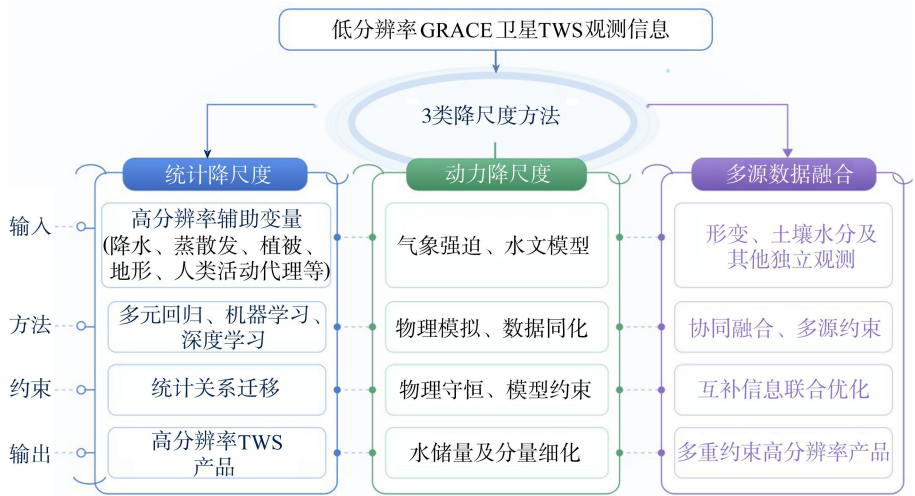


图 2 GRACE 卫星数据降尺度方法对比

Fig. 2 Comparison of GRACE satellite data downscaling methods

表 1 GRACE 卫星数据主要降尺度方法分类与特征对比

Table 1 Classification and characteristic comparison of major GRACE satellite data downscaling methods

方法类别	具体方法	主要优点	主要局限性	代表性研究
统计降尺度	经典统计模型	结构简单、易实现;捕捉空间非平稳性	线性假设过于简化;对参数敏感	Ali 等 ^[12,25]
	机器学习模型	强非线性拟合、鲁棒性好;无需预设函数	“黑箱”模型导致物理机制缺失;外推能力弱	Kalu 等 ^[14,26-27]
	深度学习模型	强大时空特征学习能力;端到端建模	需海量训练数据,计算成本高;模型不透明	Uz 等 ^[28]
动力降尺度	数据同化算法	结果满足物理一致性约束;可同步分解多水文分量	高度依赖模型精度;人类活动模拟困难	Zhang 等 ^[2-3,29]
多源数据融合	地表形变辅助	物理意义明确;提供基于高分辨率独立数据的验证	InSAR 受植被影响;GPS 站点稀疏	Zheng 等 ^[30]
	多水文要素融合	信息互补、交叉验证;提升系统自治性	融合算法复杂;多源数据误差处理与传递的难题	Tian 等 ^[31-33]

1.1 统计降尺度方法

统计降尺度是目前应用最广泛、发展最成熟的一类方法。其核心思想在于,假设在低分辨率尺度上,利用 GRACE 卫星数据计算的 TWS 与某些辅助变量之间存在的统计关系,在更高分辨率尺度上同样成立。这类方法通过构建经验性数学模型来拟合这种关系,模型构建完成后,即可输入高分辨率辅助变量来预测高分辨率 TWS^[9,26],常用的高分辨率数据集见表 2。根据模型的复杂度和演进历程,统计降尺度方法大致经历了从经典统计模型到现代机器学习模型的转变。

1.1.1 经典统计模型

在统计降尺度方法的早期探索中,主要采用结构相对简单的经典统计模型。这类方法在气候学领域应用已久,如徐凡奇等^[34]评估了统计降尺度模型在气候数据降尺度中的适用性。在 GRACE 卫星数据降尺度研究中,多元线性回归 (MLR) 是一种基础和直接的方法^[8]。其实施路径通常为:将高分辨率辅助变量 (如降水、蒸散发等) 在空间上聚合为与 GRACE 卫星相同的低分辨率辅助变量,然后以此为基础,构建低分辨率 TWS 与聚合后辅助变量之间的全局线性回归方程,再将该方程应用于原始高分辨

率辅助变量,从而预测得到高分辨率 TWS。早期应用多基于此框架,如 Xiong 等^[25]通过构建全局 MLR 模型,成功获取了分辨率为 0.25° 的陆地水储量异常 (TWSA) 数据集,验证了该路径的可行性。

然而,水文系统普遍存在的非线性特征,以及 TWS 变化与各环境要素间复杂的相互作用,使得以 MLR 为代表的全局统一的线性假设在很多情况下难以精确捕捉 TWS 的时空细节。为了突破全局线性假设的局限,在 GRACE 卫星数据降尺度中引入地理加权回归 (GWR) 模型。与 MLR 构建单一全局模型不同,GWR 模型为研究区内的每一个目标格点都构建一个独立的局部回归方程,并根据空间邻近性为参与建模的样本点赋予不同权重^[12]。这种局部化的建模方式,使得模型参数具有空间变异性,从而能够更灵活地反映局地水文地质条件^[35]。这一改进在实践中取得了显著效果,例如:Ali 等^[12]在华北平原的研究中,利用 GWR 模型成功将地下水储量异常 (GWSA) 空间分辨率提升至 0.05°,更精细地刻画了地下水亏损的空间细节;Chen 等^[18]的研究也证实,基于 GWR 模型的降尺度结果能够更好地保留原始空间分布特征,并在不同低分辨率网格的过渡区域表现出更自然的连续性。尽管 GWR

表 2 GRACE 卫星数据降尺度研究中常用的辅助数据集

Table 2 Commonly used auxiliary datasets in GRACE satellite data downscaling research

数据类别	具体参数	常用数据产品	空间分辨率	时间分辨率	主要作用
气象驱动	降水	全球降水测量任务综合多卫星反演降水产品 (GPM IMERG)、热带降雨测量任务降水产品 (TRMM 3B43)、第五代全球大气再分析资料 (ERA5)	10~28 km	1d~1 月	水循环质量输入项,可作为水文模型驱动变量或统计/机器学习预测因子
	气温/地表温度	中分辨率成像光谱仪地表温度产品 (MOD11A1)、全球陆面数据同化系统产品 (GLDAS)、第五代陆面再分析资料 (ERA5-Land)	1~28 km	1 h~1 d	能量平衡相关变量,用于表征蒸散发、融雪和地表能量交换过程
水文状态	蒸散发	中分辨率成像光谱仪蒸散发产品 (MOD16A2)、全球陆面蒸散发产品 (GLEAM)、全球陆面数据同化系统产品 (GLDAS)	0.5~28 km	8 d~1 月	水循环质量输出项,与 TWS 变化密切相关
	土壤湿度	土壤湿度被动卫星产品 (SMAP)、土壤湿度与海洋盐度卫星产品 (SMOS)、欧洲航天局气候变化倡议土壤湿度产品 (ESA CCI SM)	9~36 km	1~3 d	反映浅层水分动态,是估算和分解 TWS 变化的重要状态变量
	雪水当量	先进微波辐射计卫星产品 (AMSR2)、全球陆面数据同化系统产品 (GLDAS)、第五代陆面再分析资料 (ERA5-Land)	10~28 km	1 d	高纬度和高海拔地区 TWS 季节变化的重要组成部分。
地表特征	归一化植被指数 (NDVI)	中分辨率成像光谱仪植被指数产品 (MODIS NDVI)、陆地卫星 NDVI 产品 (Landsat NDVI)、哨兵 2 号 NDVI 产品 (Sentinel-2 NDVI)	10~500 m	8~16 d	下垫面代理变量,用于表征植被耗水、生态响应和土地表面状态
	土地利用/土地覆盖	中分辨率成像光谱仪土地覆盖产品 (MCD12Q1)、全球 30 m 地表覆盖数据 (GlobeLand30)	30~500 m	1 a	模型参数和分类约束,用于影响径流、下渗、蒸散发和人类活动空间分异
	地形高程	航天飞机雷达地形测绘任务数字高程数据 (SRTM)、先进星载热发射和反射辐射仪全球数字高程模型 (ASTER GDEM)	30~90 m	静态变量	水文地形基础数据,用于提取坡度、汇流网络和地形控制因素
人类活动	夜间灯光	国防气象卫星计划业务线扫描系统夜间灯光数据 (DMSP-OLS)、可见光红外成像辐射仪夜间灯光数据 (VIIRS)	0.5~1 km	1 月~1 a	社会经济活动代理变量,用于反映城市化强度、人口分布和用水活动空间差异
	灌溉面积	全球月尺度灌溉和雨养作物面积数据集 (MIRCA2000)、全球灌溉面积地图 (GMIA)	10 km	静态变量或分段更新变量	农业取水代理变量,用于量化灌溉强度和农业用水空间分布

注:静态变量指研究期内不随时间连续变化的背景变量;分段更新变量指产品在不同时期根据基础数据或调查结果进行阶段性更新。

模型在处理空间非平稳性方面优于 MLR 模型,但其本质上仍基于局部线性假设,并且模型结果对参数的选择较为敏感,这在一定程度上为其应用带来了不确定性。

1.1.2 机器学习模型

随着人工智能技术的发展,机器学习方法逐渐成为 GRACE 卫星数据统计降尺度的主流^[14]。其中,随机森林(RF)模型因鲁棒性较好、过拟合风险较低而应用最广,常结合蒸散发、气温/地表温度和土壤湿度等变量开展高分辨率 TWS 或 GWS 重建^[26,36-38]。例如:Arshad 等^[17]采用地理加权 RF 模型获得了与实测结果较为一致的 TWSA 和 GWSA 结果;Wang 等^[39]指出,可根据含水层地质特征构建差异化 RF 模型,并引入累积通量等变量以优化性能。

除 RF 模型外,支持向量回归(SVR)模型在小样本、高维非线性问题中具有一定优势^[40-42];人工神经网络(ANN)、卷积神经网络(CNN)、长短期记忆网络(LSTM)等深度学习模型则进一步增强了对复杂时空特征的学习能力。Uz 等^[28]利用 CNN 模

型将 GRACE 卫星 TWS 观测信息由月尺度降至日尺度;任立良等^[43]利用 LSTM 填补 GRACE 任务间的数据空缺,体现了深度学习在时间降尺度和序列重建方面的潜力。

总体来看,机器学习建模方法显著提升了统计降尺度方法的精度,并推动该领域由经典经验模型向高阶非线性建模发展^[37,44]。但这类方法通常缺乏显式物理约束,对训练数据质量和代表性较为敏感,在超出训练情景时外推能力有限^[45]。

1.2 动力降尺度方法

与统计降尺度方法不同,动力降尺度方法核心是基于严格的物理过程。该方法将低分辨率 GRACE 卫星 TWS 观测值,以数据同化的方式整合到高分辨率陆面过程模型或水文模型中。其基本思想是利用宏观真实的 GRACE 卫星观测数据校正和约束模型的模拟状态,再通过模型内部完善的物理机制(如水量平衡和能量平衡方程),将校正后的 TWS 在空间上合理地分配到更高分辨率的格网上,并将其在垂直方向上分解为土壤水、地下水、雪水等不同的 TWS 分量^[3,46]。

较为简洁的做法是,以水文模型模拟的高分辨率 TWS 空间分布构建权重场,将低分辨率 GRACE 卫星 TWS 观测信息分配至更小尺度网格。例如: Zhang 等^[2]在研究长江支流水文干旱中,运用 VIC 水文模型模拟 TWS 场来约束降尺度过程,确保每个粗糙的 GRACE 网格单元内所有高分辨率格点的 TWS 之和与原始 GRACE 卫星 TWS 值一致; Wan 等^[47]采用了类似思路,通过汇总多个陆面模型的数据,生成了分辨率为 0.125° 的等效水厚度数据。为了实现更深层次的物理模型融合,更复杂的动力降尺度则采用集合卡尔曼滤波等先进的数据同化算法^[48]。这类方法不仅进行简单的权重分配,而且对模型状态变量实施动态校正。Giroto 等^[29]提出的方案便是一个代表,该方案不仅将 GRACE 卫星 TWS 观测数据进行水平降尺度,还将其垂直分割为各种水储量成分,从而提供更丰富的水循环信息。在此基础上,为了进一步优化不同数据源的权重分配,Zhong 等^[46,49]提出了基于自校准方差分量模型的迭代调整方法,利用陆面过程模型模拟 TWS,将 GRACE 卫星观测数据在空间上降尺度至 5 km,并进一步在时间上降尺度至日分辨率。

动力降尺度方法最大优势在于其坚实的物理基础。由于整个降尺度过程都受到水文模型物理规律的约束,因此,这类方法通常能够保证降尺度结果在质量守恒(即水量平衡闭合)约束下保持物理一致性,并可同时估算土壤水、地下水等多个水循环分量的高分辨率时空变化。Nie 等^[3]将 GRACE 卫星数据同化到包含灌溉抽水过程的 Noah-MP 模型中,不仅提升了模拟效果,还有效降低了水文模型自身的不确定性。降尺度后的 GWSA 能够更准确地反映小尺度地下水交换特征^[10,50]。

动力降尺度方法的性能受限于其所依赖的水文模型本身。主要挑战包括:①模型自身的不确定性。任何水文模型都是对真实世界的简化,其模型结构、参数化方案、气象驱动数据的误差都会传递到最终的降尺度产品中^[22];②人类活动模拟的难度。大多数陆面过程模型难以准确地刻画灌溉、水库调度、跨流域调水等复杂人类活动的影响,将导致人类活动剧烈的地区产生模拟偏差^[5,51];③高昂的计算成本。运行高分辨率复杂水文模型并进行数据同化,通常需要大量的计算资源和时间,这在一定程度上限制了其应用的广泛性。

1.3 多源数据融合方法

为了克服单一降尺度方法的局限性,融合多种不同来源、不同特性的遥感观测数据成为近年来一个极具前景的发展方向。多源数据融合降尺度的核

心思想是信息互补与协同增效,即利用其他卫星(如 InSAR, SMOS, GPS, SWOT 等)提供的高分辨率信息,为 GRACE 卫星数据降尺度提供更丰富、更直接的物理约束,从而生成比单一方法更可靠的高分辨率 TWS 产品。

利用地表形变观测约束 GRACE 卫星数据降尺度的物理基础在于,地表总质量负荷变化直接引起地壳的弹性形变,因此,高分辨率地表形变观测可以反向约束 TWS 的变化,从而形成独立于传统水文变量,利用大地测量数据进行降尺度的有效途径。Zheng 等^[30]通过分析密集 GPS 站点网络记录的垂直位移,成功反演出分辨率为 30~45 km 的 TWS 时空变化,捕捉到比 GRACE 卫星 Mascon 产品更精细的空间特征。

与侧重于地下水-形变关系的路径不同,另一种融合路径则着眼于水量平衡的各个分量,并结合其他水文要素的遥感观测。例如:Tian 等^[31]通过集合卡尔曼滤波器,将 GRACE 卫星 TWS 观测数据和 SMOS 卫星土壤湿度观测数据同化到水量平衡模型中,实现了对 TWS 在水平和垂直方向上的同步降尺度;Pellet 等^[32]则提出了一种多尺度闭约束的思路,整合多源卫星观测数据,将降水、蒸散发等观测数据整合到统一分析框架中,通过构建跨越不同空间和时间尺度的水量平衡方程,优化求解出时空一致的高分辨率水循环分量。

除了在物理空间进行数据融合,一些新兴的融合理论在频域内寻求最优解,光谱组合理论便是其中的代表。基于该理论,通过分析 GRACE 卫星观测数据、水文模型输出及其误差谱的频率特性,构建最优的融合估计器,能够在谱域内实现对不同来源信息的优化组合^[52-53]。Fatolazadeh 等^[52]将该方法应用于加拿大草原地区,获取了分辨率为 0.25° 的 GWSA 数据,并指出该方法不依赖于特定的地理位置,具有较好的通用性。

多源数据融合方法的优势在于其能充分利用现有对地观测资源,通过不同传感器信息的交叉验证和互补,有望获得比任何单一方法更稳健且全面的降尺度结果。然而,其主要挑战在于不同数据源间存在系统偏差、时空尺度不匹配以及误差特性的非均质性等问题。此外,复杂的数据融合算法本身也可能引入新的不确定性,且融合产品精度的有效验证亦构成当前亟待解决的关键问题。

2 当前降尺度研究面临的挑战

尽管自 2002 年以来卫星数据降尺度方法取得了长足的进步,模型和算法日趋复杂与精细,但要生

成真正可靠、可广泛应用的产品级高分辨率 TWS 数据集,仍面临一系列深层次的共性挑战。这些挑战超越了具体方法的选择,涉及数据源的内在属性、模型构建的根本逻辑以及对复杂地球系统的认知局限。

2.1 降尺度效果定量评估

为呈现不同方法的实际性能,表 3 汇总了典型研究的分辨率提升幅度、核心性能指标和关键发现。需指出,受研究区域、验证对象和辅助变量选取差异的影响,该汇总结果更适用于比较不同方法的评估侧重点与适用场景,而不宜进行严格的横向量化比较。

综合表 3 可见,统计降尺度结果通常与原始 GRACE 序列保持较高一致性,但在点尺度验证中波动较大;动力降尺度方法的核心价值不仅在于指标精度提升,更在于通过物理约束,将整体水量信息传递到模型内部各水文状态变量;多源数据融合则通过增加独立观测约束,增强系统自洽性与稳健性。由此也可看出,宏观一致性、局地精度和物理真实性之间仍需要权衡,这是当前降尺度效果评估面临的核心问题。

2.2 数据自身的内在缺陷与不确定性

作为所有降尺度的源头,GRACE 卫星数据本身存在一些难以完全克服的内在缺陷,这些缺陷从根本上制约了降尺度产品的最终精度。

a. 数据在时间上的不连续性。GRACE 卫星与 GRACE-FO 任务之间存在长达约 1 年的数据缺失

(2017 年 7 月至 2018 年 5 月),此外,由于卫星仪器故障或轨道机动,各月的观测数据存在短时缺失^[1,55]。尽管研究者们尝试了各种插值或重建方法,但对于极端水文事件(如骤旱或大洪水)期间的变化,任何估算都难以保证其可靠性^[11,45]。这种时间上序列不连续性会导致干旱、洪涝事件过程信息缺失,从而降低事件识别和过程刻画完整性,并增加机器学习模型模拟结果的不确定性。

b. 信号处理中固有的误差与泄漏效应。GRACE 卫星观测的是两颗卫星间的距离变化,这些数据经过复杂的物理反演,用以求解描述全球重力场变化的球谐系数。在这一过程中,为了抑制高频噪声,必须进行平滑滤波,这将导致信号的泄漏误差,即信号强度从源区向邻近区域扩散,造成源区信号的衰减和邻近区域的虚假信号^[24]。尽管由喷气推进实验室(JPL)、得克萨斯大学空间研究中心(CSR)、戈达德空间飞行中心(GSFC)和德国地学研究中心(GFZ)等机构发布的 Mascon 产品通过引入先验信息约束,在很大程度上缓解了泄漏误差,但残余误差依然存在,尤其在地形复杂区以及水陆边界(如海岸带)和冰陆边界等区域尤为显著^[39]。这些源于 GRACE 卫星数据本身的不确定性,构成降尺度方法无法回避的误差基底。

2.3 模型构建与验证体系的挑战

无论是统计降尺度方法还是动力降尺度方法,其模型构建和结果验证都面临着一系列棘手的

表 3 主要降尺度方法的典型性能指标比较

Table 3 Comparison of typical performance metrics for major downscaling methods					
方法类别	具体方法	典型分辨率提升	核心性能指标范围	关键发现	代表性研究
统计降尺度	经典统计模型 (MLR、GWR)	空间分辨率由 3° 提升至 0.05°~0.25°	与实测井观测数据对比, r 为 0.6~0.9	GWR 模型可刻画空间非平稳性,在过渡区域表现较自然;性能对辅助变量选择敏感	Ali 等 ^[12,18]
	机器学习模型 (RF、SVR、ANN)	空间分辨率由 3° 提升至 1 km 或 0.25°	与实测井观测数据对比, $r > 0.4$;模型训练与验证中,NSE 大于 0.5;RMSE 为 5~50 mm	RF 模型应用较多,鲁棒性较好;降尺度结果与原始 GRACE 卫星时间序列一致性通常较高,但点尺度验证结果受区域条件影响明显	Arshad 等 ^[17,27,39]
	深度学习模型 (CNN、LSTM)	时间分辨率由 1 月提升至 1 d;空间分辨率由 1° 提升至 0.25°	NSE 大于 0.8;与原始 GRACE 卫星数据对比, $r > 0.98$;与实测井观测数据对比, $r > 0.8$	可学习复杂时空特征,适用于时间降尺度;但依赖大量训练数据,模型解释性较弱	Xie 等 ^[11,28]
动力降尺度	数据同化算法	空间分辨率由 3° 提升至模型原生分辨率(如 0.1°)	与未同化观测数据的开环模型对比, r 提高 5%~30%,RMSE 降低 10%~25%;与实测井观测数据对比, r 由 0.4 提升至 0.6	传递 GRACE 整体水量约束并维持物理一致性;结果依赖水文模型结构、参数和人类活动表征	Nie 等 ^[3,29,34]
多源数据融合	地表形变辅助 (GPS、InSAR)	空间分辨率由约 300 km 提升至 30~45 km (GPS) 或更高分辨率 (InSAR)	与 GRACE 卫星 Mascon 结果对比,季节性和长期趋势一致;沉降与 GWS 变化的 R^2 大于 0.9	可提供独立、高分辨率的物理约束;但 GPS 站点稀疏,InSAR 受植被覆盖和地表形变机制影响	Zheng 等 ^[30]
	多水文要素融合 (如 TWS 与土壤湿度)	空间分辨率由 3° 提升至水文模型或其他卫星数据分辨率	联合同化后,GWS 与实测井观测数据之间的 r 由 0.39 提升至 0.55;水循环预算 RMSE 可降低 78%	可通过信息互补改善水循环分量估计;但需处理多源数据误差传播和尺度不匹配问题	Tian 等 ^[31-32]

注: r 为相关系数, RMSE 为均方根误差, NSE 为纳什效率系数, R^2 为决定系数。下表同。

难题。

a. 物理真实性与模型可解释性的矛盾。以机器学习为代表的统计降尺度方法,虽然在拟合精度上表现优异,但其“黑箱”特性使其物理可解释性较弱。模型完全由数据驱动,通常不考虑质量守恒、能量平衡等基本物理约束,这使得其在某些情况下,可能产生违背物理规律的预测结果^[56]。如何将已知的物理知识有效融入数据驱动模型,发展物理引导的人工智能,是提升模型鲁棒性和外推能力的关键,但目前仍处于探索阶段。

b. 预测变量的选择困境与误差传递。统计降尺度方法的效果高度依赖于所选辅助变量与 TWS 变化的相关性。然而,在某些地区,TWS 变化可能由深层地下水循环或复杂的人类活动主导,地表遥感变量(如 NDVI、地表温度)与其时空模式可能并不匹配,导致统计关系失真^[57]。此外,所有高分辨率的辅助数据(如降水、土壤湿度等)自身也包含测量或模拟误差,这些误差会在降尺度过程中传递,甚至可能被放大,从而产生新的不确定性。

c. 验证体系的缺失与尺度不匹配问题。当前,对降尺度结果(特别是 GWS)最直接的验证方式是与地面监测井的水位数据进行比较。然而,这一验证路径存在着局限性(表 4),原因:①监测井在绝大多数地区都分布稀疏,空间代表性不足^[58];②将

点状水位变化转换为面状 GWS 变化,需要依赖给水度(或释水系数)等具有空间异质性且难以准确获取的参数,会产生巨大的不确定性^[5]。因此,当缺乏高时空分辨率的 TWS/GWS 真值数据时,几乎无法实现对各种降尺度方法的性能评估,大部分研究只能进行相对比较或间接验证^[23]。

2.4 人类活动与自然过程耦合的难题

在当今人类世的大背景下,全球许多流域的水循环过程已经受到人类活动的深度改变。大规模农业灌溉、水库的修建与调度、跨流域调水工程、城市化导致的地面硬化等,都极大地改变了地表径流、下渗补给和蒸散发的自然节律^[25]。

然而,无论是统计降尺度还是动力降尺度模型,目前都难以精准地量化这些复杂人类活动对 TWS/GWS 时空分布的影响(表 5)。统计降尺度模型通常只能通过代理变量(如夜间灯光、人口密度等)间接反映人类活动,难以捕捉其动态过程。而大多数全球或区域性的水文模型,虽然部分开始引入灌溉模块,但对于水库的精细化调度、复杂的渠系输水管理等,仍缺乏有效的参数化方案^[10,46]。在京津冀、印度河平原、美国中央谷地等人类活动剧烈的地区,忽略或简化人类活动的影响,已成为当前降尺度模型不确定性的最主要来源之一^[8,17,59-60]。如何构建能够有效耦合自然水循环与社会水循环的降尺度模

表 4 GRACE 卫星数据降尺度结果验证方法与指标体系

Table 4 Validation methods and metrics for GRACE satellite data downscaling results

验证方法	验证数据源	常用评估指标	主要优点	主要局限性
点尺度直接验证	地面监测井水位	时间序列 r 、RMSE、NSE	提供点尺度物理观测,反映局部含水层动态	尺度不匹配;给水量参数不确定;空间分布不均、代表性不足
面尺度间接验证	其他水文模型输出	空间格局相似性、时间序列一致性	可在无实测区开展对比,评估空间格局合理性	模型间交叉对比难以判断绝对精度
流域水量平衡闭合检验	水量平衡分量	水量平衡残差	基于物理守恒约束,可评估结果自洽性	降水、蒸散发、径流等分量不确定性会传递至残差项
代理变量辅助验证	InSAR 地面沉降数据	沉降速率与 GWS 下降速率的时间序列相关性	具有明确物理联系,空间分辨率较高	仅适用特定形变区;沉降与 GWS 关系复杂,可能存在滞后性和非线性
水文特征事件响应	已知干旱或洪水事件	事件发生时间、持续时间、TWS/GWS 异常幅度等	可评估降尺度结果对极端水文事件的动态响应能力	多依赖事件解释和辅助证据,定量约束有限

表 5 GRACE 卫星数据降尺度研究面临的主要挑战与未来对策

Table 5 Major challenges and future countermeasures in GRACE satellite data downscaling research

挑战层级与根本性挑战	具体表现	未来研究对策	重点改进方向
第一层:数据源内在缺陷	数据空缺、信号泄漏、时空尺度不匹配	开发更优的时空重建算法,改进 GRACE 重力场反演与误差校正方法	数据缺失重建、泄漏误差校正、GRACE 反演产品改进、下一代重力卫星观测
第二层:模型物理真实性不足	“黑箱”模型难以显式满足物理守恒约束,外推能力不足	引入水量平衡等物理约束,发展物理引导的机器学习方法	水量平衡约束、物理约束机器学习、水文模型与机器学习融合
第三层:验证体系不完备	监测井稀疏且代表性有限,缺乏高分辨率真值数据	建立多源观测验证体系,发展不确定性评估方法	地面水文观测、多源数据交叉验证、误差诊断、不确定性评估
第四层:人类活动与自然过程耦合困难	灌溉、水库调度等过程难以参数化,人类活动与水文过程耦合不足	开发人类活动-水循环耦合模型,利用遥感代理变量刻画人类活动,开展人水系统模拟	灌溉与水库调度过程表达、遥感代理变量、人水耦合模型

型,是该领域亟待突破的科学难题。

综上所述,当前 GRACE 卫星数据降尺度研究面临的挑战并非孤立存在,而是构成了一个相互关联的层次结构(表 5)。其中,GRACE 卫星数据自身的缺陷是所有研究都无法回避的基础性制约,它从根本上影响着降尺度结果的最终精度和可靠性。在此基础上,提升模型自身的物理真实性是当前降尺度方法发展的核心瓶颈,而不完备的验证体系则是评价和改进模型的一大障碍。更高层次的挑战来自如何精准耦合日益增强的人类活动影响,这也是决定降尺度方法在复杂现实世界中有效应用的关键。

3 未来发展趋势与研究展望

面对当前 GRACE 卫星数据降尺度方法存在的诸多挑战,未来的发展趋势将聚焦于如何突破现有方法的瓶颈,推动降尺度方法向更高精度、更强物理一致性、更广应用场景的方向迈进。结合当前地球科学与信息科学的前沿进展,未来几年的重点研究方向可归纳为物理-数据双驱动融合和智慧水管理与交叉研究等方面。

3.1 物理-数据双驱动融合

未来降尺度方法将不再是统计或动力降尺度的单一路径,而是二者的深度融合,形成以物理引导和数据驱动为核心的智能融合新范式(表 5)。

a. 将物理规律融入数据驱动模型,增强其可靠性。以物理信息神经网络(PINN)为代表的物理引导机器学习方法正成为一个有潜力的突破方向。这类方法通过将地下水流方程等物理规律集成到模型中,以克服传统机器学习模型缺乏明确物理意义的局限。相较于传统网格离散方法,PINN 可在连续时空坐标上反映地下水状态,从而有助于提高模拟结果的物理一致性^[61]。未来可以将水量平衡等物理约束加入深度学习框架,构建物理引导的 GRACE 卫星数据降尺度模型,以确保结果在精细尺度上满足质量守恒。

b. 融合多源遥感与空间大地测量,为模型提供更直接的约束。SWOT 卫星可观测河湖水面高程和范围,为分离地表水储量变化提供辅助;InSAR 和 GNSS 地表形变观测可从地壳弹性响应和地面沉降等角度约束地下水开采及局地水储量异常。将 GRACE/GRACE-FO 时变重力场、SWOT 地表水观测与 InSAR/GPS 地表形变联合纳入降尺度框架,可在地表水、土壤水和地下水分量分离中减少单一数据源的不确定性,对识别水库调度、地下水开采等人类活动影响尤为重要。未来,多源协同同化是提升高分辨率 TWS 产品精度的重要方向。

3.2 在智慧水管理与交叉研究中的应用前景

随着降尺度方法的不断成熟,高时空分辨率 TWS/GWS 数据集有望应用于更广泛的领域,从而将 GRACE 卫星数据的科学价值真正转化为社会效益。

在水资源管理与调配、地质灾害防治等领域,高分辨率降尺度产品将成为数字孪生水利建设和防灾减灾的重要数据。如千米级、逐月 GWS 变化图能够为地方政府精准划定地下水超采区、制定差异化压采方案、评估南水北调等调水工程的补水效益提供精细化决策支持^[62]。而在时间维度上,每日甚至更高频次降尺度 TWS 数据,将极大提升对中小流域突发性洪水和快速发展骤旱的监测与预警能力,为防灾减灾决策赢得宝贵的窗口期^[13,28,63]。

在多学科交叉研究领域,高分辨率 TWS 数据将成为连接水文学与生态学、农学、地质学、社会学等学科的有力桥梁。研究者可以利用降尺度数据,在精细尺度上探究地下水深度变化对天然植被生长状态的控制作用,从而深化对地下水依赖型生态系统的认知。在农业领域,结合高分辨率 GWS 和土壤湿度数据,可以对区域灌溉用水效率进行精准评估,优化灌溉制度,保障粮食安全^[64]。降尺度后的高分辨率 TWS 数据可作为水量平衡约束,用于估算实际蒸散发等难以直接观测的水文分量。如王芊予等^[65]基于 GRACE 卫星数据重建了黄河流域实际蒸散发,为数据稀疏地区获取高分辨率蒸散发产品提供了思路。此外,结合 InSAR 地表沉降数据和降尺度 GWS 数据,能够更深入地揭示地面沉降与地下水开采之间的耦合机制,为城市地质安全提供科学依据。

4 结 语

GRACE 卫星及其后续 GRACE-FO 任务为大尺度 TWS 变化监测提供了关键遥感基础,而降尺度则是连接宏观卫星观测与局地水文应用的重要途径。本文系统梳理了 GRACE 卫星数据降尺度研究进展,将现有方法归纳为统计降尺度、动力降尺度和多源数据融合 3 类方法,并总结了各类方法的主要优势、局限及适用性。总体来看,该领域已由早期经典统计模型发展到多方法并行、机器学习快速发展的阶段,但要形成高精度、强物理一致性的业务化产品,仍需突破数据源误差、模型物理真实性、验证体系不完善以及人类活动耦合困难等关键瓶颈。未来应围绕多源协同观测、物理约束建模、高分辨率基准数据集构建和跨学科验证持续推进,进一步提升 GRACE 卫星数据降尺度产品的可靠性与应用价值。

参考文献：

[1] Khorrami B, Ali S, Gündüz O. An appraisal of the local-scale spatio-temporal variations of drought based on the integrated GRACE/GRACE-FO observations and fine-resolution FLDAS model [J]. Hydrological Processes, 2023, 37(11) : e15034.

[2] Zhang Dan, Liu Xiaomang, Bai Peng. Assessment of hydrological drought and its recovery time for eight tributaries of the Yangtze River (China) based on downscaled GRACE data [J]. Journal of Hydrology, 2019, 568 : 592-603.

[3] Nie Wanshu, Zaitchik B F, Rodell M, et al. Assimilating GRACE into a land surface model in the presence of an irrigation-induced groundwater trend [J]. Water Resources Research, 2019, 55(12) : 11274-11294.

[4] Hu Litang, Jiao J J. Calibration of a large-scale groundwater flow model using GRACE data: a case study in the Qaidam Basin, China [J]. Hydrogeology Journal, 2015, 23(7) : 1305-1317.

[5] Sun Jianchong, Hu Litang, Cao Xiaoyuan, et al. A dynamical downscaling method of groundwater storage changes using GRACE data [J]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2023, 50 : 101558.

[6] Deng Xiaoya, Wang Guangyan, Han Feifei, et al. Groundwater storage anomalies projection by optimized deep learning refines groundwater management in typical arid basins [J]. Journal of Hydrology, 2025, 649 : 132452.

[7] Yirdaw S Z, Snelgrove K R. Regional groundwater storage from GRACE over the Assiniboine Delta aquifer (ADA) of Manitoba [J]. Atmosphere-Ocean, 2011, 49(4) : 396-407.

[8] Zhang Junchao, Hu Litang, Sun Jianchong, et al. Reconstructing groundwater storage changes in the North China Plain using a numerical model and GRACE data [J]. Remote Sensing, 2023, 15(13) : 3264.

[9] Pellet V, Aires F, Alfieri L, et al. A physical/statistical data-fusion for the dynamical downscaling of GRACE data at daily and 1 km resolution [J]. Journal of Hydrology, 2024, 628 : 130565.

[10] Sun Jianchong, Hu Litang, Zhang Junchao, et al. Providing enhanced insights into groundwater exchange patterns through downscaled grace data [J]. Remote Sensing, 2024, 16(5) : 812.

[11] Xie Jingkai, Xu Yueping, Yu Hongjie, et al. Monitoring the extreme flood events in the Yangtze River Basin based on GRACE and GRACE-FO satellite data [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2022, 26(22) : 5933-5954.

[12] Ali S, Ran Jiangjun, Luan Yi, et al. The GWR model-based regional downscaling of GRACE/GRACE-FO derived groundwater storage to investigate local-scale variations in the North China Plain [J]. Science of the Total Environment, 2024, 908 : 168239.

[13] Xiong Jinghua, Wang Zhaoli, Guo Shenglian, et al. High effectiveness of GRACE data in daily-scale flood modeling: case study in the Xijiang River Basin, China [J]. Natural Hazards, 2022, 113(1) : 507-526.

[14] Kalu I, Ndehedehe C E, Ferreira V G, et al. Machine learning assessment of hydrological model performance under localized water storage changes through downscaling [J]. Journal of Hydrology, 2024, 628 : 130597.

[15] Kumar R, Gaur S, Soni P, et al. HRU-based downscaling of GRACE-TWS to quantify the hydrogeological fluxes and specific yield in the lower middle ganga basin [J]. Journal of Hydrology, 2024, 639 : 131591.

[16] Seyoum W M, Milewski A M. Improved methods for estimating local terrestrial water dynamics from GRACE in the Northern High Plains [J]. Advances in Water Resources, 2017, 110 : 279-290.

[17] Arshad A, Mirchi A, Taghvaeian S, et al. Downscaled-GRACE data reveal anthropogenic and climate-induced water storage decline across the Indus Basin [J]. Water Resources Research, 2024, 60(7) : e2023WR035882.

[18] Chen Zhiwei, Zheng Wei, Yin Wenjie, et al. Improving spatial resolution of GRACE-derived water storage changes based on geographically weighted regression downscaled model [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16 : 4261-4275.

[19] Foroumadi E, Nourani V, Huang J J, et al. Drought monitoring by downscaling GRACE-derived terrestrial water storage anomalies: a deep learning approach [J]. Journal of Hydrology, 2023, 616 : 128838.

[20] Vanderkelen I, Van Lipzig N P M, Thiery W. Modelling the water balance of Lake Victoria (East Africa) : Part 1. observational analysis [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2018, 22(10) : 5509-5525.

[21] Jiang Dong, Wang Jianhua, Huang Yaohuan, et al. The review of GRACE data applications in terrestrial hydrology monitoring [J]. Advances in Meteorology, 2014, 2014(1) : 725131.

[22] Soltani S S, Ataie-Ashtiani B, Simmons C T. Review of assimilating GRACE terrestrial water storage data into hydrological models: advances, challenges and opportunities [J]. Earth-Science Reviews, 2021, 213 : 103487.

[23] Frappart F, Ramillien G. Monitoring groundwater storage changes using the gravity recovery and climate experiment (GRACE) satellite mission: a review [J]. Remote Sensing, 2018, 10(6) : 829.

[24] Humphrey V, Rodell M, Eicker A. Using satellite-based terrestrial water storage data: a review [J]. Surveys in Geophysics, 2023, 44(5) : 1489-1517.

[25] Xiong Jinghua, Guo Shenglian, Yin Jiabo, et al. Projected changes in terrestrial water storage and associated flood potential across the Yangtze River Basin [J]. Science of

- the Total Environment,2022,817:152998.
- [26] Yin Wenjie, Hu Litang, Zhang Menglin, et al. Statistical downscaling of GRACE-derived groundwater storage using ET data in the North China Plain [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2018, 123 (11): 5973-5987.
- [27] 褚江东,栗晓玲,张特,等. 基于随机森林模型的 GRACE 数据 3 种空间降尺度对比[J]. 湖泊科学,2024,36(3): 951-962. (Chu Jiangdong, Su Xiaoling, Zhang Te, et al. Comparison of three spatial downscaling concepts of GRACE data using random forest model [J]. Journal of Lake Sciences, 2024, 36(3): 951-962. (in Chinese))
- [28] Uz M, Akyilmaz O, Shum C K. Deep learning-aided temporal downscaling of GRACE-derived terrestrial water storage anomalies across the Contiguous United States[J]. Journal of Hydrology, 2024, 645: 132194.
- [29] Girotto M, De Lannoy G J M, Reichle R H, et al. Assimilation of gridded terrestrial water storage observations from GRACE into a land surface model[J]. Water Resources Research, 2016, 52(5): 4164-4183.
- [30] Zheng Shuo, Zhang Zizhan, Scanlon B R, et al. High spatial resolution in total water storage variations inferred from GPS: Case study in the Great Lakes watershed, US [J]. Water Resources Research, 2024, 60 (7): e2023WR035213.
- [31] Tian Siyuan, Tregoning P, Renzullo L J, et al. Improved water balance component estimates through joint assimilation of GRACE water storage and SMOS soil moisture retrievals[J]. Water Resources Research, 2017, 53(3): 1820-1840.
- [32] Pellet V, Aires F, Munier S, et al. Integrating multiple satellite observations into a coherent dataset to monitor the full water cycle-application to the Mediterranean region [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2019, 23(1): 465-491.
- [33] 王逸男,安如,尤加俊,等. CCI 土壤湿度产品在中国区的降尺度与融合研究[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2018, 46 (3): 196-202. (Wang Yinan, An Ru, You Jiajun, et al. Downscaling and merging of the CCI soil moisture product over China [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2018, 46 (3): 196-202. (in Chinese))
- [34] 徐凡奇,赵阳,王兴平,等. SDSM 在黄河流域水源涵养区降水和气温降尺度预报中的适用性[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2025, 53 (2): 19-28. (Xu Fanqi, Zhao Yang, Wang Xingping, et al. Applicability evaluation of SDSM in the downscaling forecast of precipitation and temperature in the water conservation region of the Yellow River Basin [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2025, 53(2): 19-28. (in Chinese))
- [35] 刘红亮,张刚强,张大胜,等. 利用高分辨率水文模型提高 GRACE 卫星的空间分辨率[J]. 测绘通报, 2022 (8): 41-47. (Liu Hongliang, Zhang Gangqiang, Zhang Dasheng, et al. Improving the spatial resolution of GRACE satellites based on high-resolution hydrological simulations [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(8): 41-47. (in Chinese))
- [36] 褚江东,栗晓玲,吴海江,等. 2002—2021 年中国陆地水储量及其组分变化分析[J]. 水资源保护, 2023, 39 (3): 170-178. (Chu Jiangdong, Su Xiaoling, Wu Haijiang, et al. Analysis of terrestrial water storage and its component changes in China from 2002 to 2021 [J]. Water Resources Protection, 2023, 39(3): 170-178. (in Chinese))
- [37] Sabzehee F, Amiri-Simkooei A R, Iran-Pour S, et al. Enhancing spatial resolution of GRACE-derived groundwater storage anomalies in Urmia catchment using machine learning downscaling methods [J]. Journal of Environmental Management, 2023, 330: 117180.
- [38] Yin Wenjie, Zhang Gangqiang, Han S C, et al. Improving the resolution of GRACE-based water storage estimates based on machine learning downscaling schemes [J]. Journal of Hydrology, 2022, 613: 128447.
- [39] Wang Yiming, Li Chen, Cui Yingjie, et al. Spatial downscaling of GRACE-derived groundwater storage changes across diverse climates and human interventions with random forests[J]. Journal of Hydrology, 2024, 640: 131708.
- [40] Rafik A, Ait B Y, Amazirh A, et al. Groundwater level forecasting in a data-scarce region through remote sensing data downscaling, hydrological modeling, and machine learning: a case study from Morocco [J]. Journal of Hydrology: Regional Studies, 2023, 50: 101569.
- [41] Yazdian H, Salmani-Dehaghi N, Alijanian M. A spatially promoted SVM model for GRACE downscaling: using ground and satellite-based datasets [J]. Journal of Hydrology, 2023, 626: 130214.
- [42] Li Pengao, Yu Haiyang, Zhou Peng, et al. Downscaling inversion of GRACE-derived groundwater storage changes based on ensemble learning [J]. International Journal of Digital Earth, 2023, 16(1): 2998-3022.
- [43] 任立良,王宇,江善虎,等. 基于 GRACE 和 GRACE-FO 的黄河流域陆地水储量及影响因素分析[J]. 水资源保护, 2022, 38 (4): 26-32. (Ren Liliang, Wang Yu, Jiang Shanhu, et al. GRACE and GRACE-FO-based terrestrial water storage and its influencing factor analysis of the Yellow River Basin [J]. Water Resources Protection, 2022, 38(4): 26-32. (in Chinese))
- [44] Zhang Gangqiang, Xu Tongren, Yin Wenjie, et al. A machine learning downscaling framework based on a physically constrained sliding window technique for improving resolution of global water storage anomaly [J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 313: 114359.
- [45] Agarwal V, Akyilmaz O, Shum C K, et al. Machine learning based downscaling of GRACE-estimated

- groundwater in Central Valley, California[J]. Science of the Total Environment,2023,865:161138.
- [46] Zhong Detang,Wang Shusen,Li Junhua. A self-calibration variance-component model for spatial downscaling of GRACE observations using land surface model outputs [J]. Water Resources Research, 2021, 57 (1) : e2020WR028944.
- [47] Wan Zhanming, Zhang Ke, Xue Xianwu, et al. Water balance-based actual evapotranspiration reconstruction from ground and satellite observations over the conterminous United States [J]. Water Resources Research,2015,51(8):6485-6499.
- [48] Li Huixiang,Pan Yun,Yeh P J F, et al. A new GRACE downscaling approach for deriving high-resolution groundwater storage changes using ground-based scaling factors[J]. Water Resources Research, 2024, 60 (11) : e2023WR035210.
- [49] Zhong Detang, Wang Shusen, Li Junhua. Spatiotemporal downscaling of GRACE Total water storage using land surface model outputs[J]. Remote Sensing,2021,13(5):900.
- [50] 刘东旭,胡立堂,孙建冲,等. 基于 GRACE/GRACE-FO 数据降尺度方法反演库尔勒东区地下水储量变化[J]. 测绘学报, 2024, 53 (7) : 1265-1277. (Liu Dongxu, Hu Litang, Sun Jianchong, et al. Retrieval of groundwater storage anomalies in eastern region of Korla by downscaling GRACE/GRACE-FO data [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2024, 53 (7) : 1265-1277. (in Chinese))
- [51] 彭晓枫,房世波,韩佳昊,等. 华北平原地下水储量变化及多源影响因素分析[J]. 遥感学报,2025,29(3):677-688. (Peng Xiaofeng, Fang Shibo, Han Jiahao, et al. Analysis of groundwater storage anomaly and multisource influencing factors in the North China Plain[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2025, 29 (3) : 677-688. (in Chinese))
- [52] Fatolazadeh F, Eshagh M, Goïta K. New spectro-spatial downscaling approach for terrestrial and groundwater storage variations estimated by GRACE models [J]. Journal of Hydrology,2022,615:128635.
- [53] Eshagh M, Fatolazadeh F, Goïta K. Impact of uncertainty estimation of hydrological models on spectral downscaling of GRACE-based terrestrial and groundwater storage variation estimations[J]. Remote Sensing,2023,15(16):3967.
- [54] Reager J T, Thomas A C, Sproles E A, et al. Assimilation of GRACE terrestrial water storage observations into a land surface model for the assessment of regional flood potential [J]. Remote Sensing,2015,7(11):14663-14679.
- [55] Soltani K,Azari A. Forecasting groundwater anomaly in the future using satellite information and machine learning [J]. Journal of Hydrology,2022,612:128052.
- [56] Nourani V, Paknezhad N J, Mohammadisepasi S, et al. Regionalization of GRACE data in shorelines by ensemble of artificial intelligence methods [J]. Journal of Hydrology,2024,636:131268.
- [57] Peng Yuzhuo, Zhang Hao, Zhang Zhuo, et al. Future challenges of terrestrial water storage over the arid regions of Central Asia[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2024,132:104026.
- [58] Arshad A, Mirchi A, Samimi M, et al. Combining downscaled-GRACE data with SWAT to improve the estimation of groundwater storage and depletion variations in the irrigated Indus Basin (IIB) [J]. Science of the Total Environment,2022,838:156044.
- [59] Khorrami B, Gündüz O. Remote sensing-based monitoring and evaluation of the basin-wise dynamics of terrestrial water and groundwater storage fluctuations [J]. Environmental Monitoring and Assessment,2023,195(7):868.
- [60] Gonçalves J,Séraphin P,Stieglitz T, et al. Coastal aquifer recharge and groundwater-seawater exchanges using downscaled GRACE data;case study of the Djeffara Plain (Libya-Tunisia) [J]. Comptes Rendus Géoscience,2021,353(1):297-318.
- [61] Ali A S A,Jazaei F,Clement T P, et al. Physics-informed neural networks in groundwater flow modeling;advantages and future directions [J]. Groundwater for Sustainable Development,2024,25(2):101172.
- [62] Hu Linbing, Wang Linsong, Peng Zhenran, et al. High-resolution groundwater storage anomalies in the middle and lower Yangtze River Basin of China using machine learning fusion of in-situ wells, satellite gravity and hydrological model [J]. Journal of Environmental Management,2025,375:124322.
- [63] Wang Xia, Zheng Wei, Yin Wenjie, et al. Enhancing spatial resolution of drought monitoring through a novel random forest-based GRACE drought index;a case study in central Yunnan [J]. Geocarto International, 2024, 39 (1) :2387784.
- [64] Singh D, Zhu Yu, Liu Shiyin, et al. Exploring the links between variations in snow cover area and climatic variables in a Himalayan catchment using earth observations and CMIP6 climate change scenarios [J]. Journal of Hydrology,2022,608:127648.
- [65] 王芊予,栗晓玲,褚江东,等. 基于 GRACE 数据重建的黄河流域实际蒸散发及其时空演变特征分析[J]. 水资源保护, 2024, 40 (5) : 112-121. (Wang Qianyu, Su Xiaoling, Chu Jiangdong, et al. Analysis of actual evapotranspiration and its spatio-temporal evolution characteristics in the Yellow River Basin based on GRACE data reconstruction [J]. Water Resources Protection, 2024,40(5):112-121. (in Chinese))

(收稿日期:2025 - 10 - 19 编辑:施业)