

基于SWOT卫星模拟数据的湖泊水储量观测能力分析： 以青藏高原典型湖泊为例

梁炜轩，冯伟，孙明智，钟敏

1. 中山大学 测绘科学与技术学院, 珠海 519082;
2. 极地环境立体观测与应用教育部重点实验室(中山大学), 珠海 519082

摘要：湖泊作为地表水的重要组分，在全球水循环中发挥着关键作用，同时也是全球气候变化的“哨兵”。于2022年12月发射的地表水和海洋地形（SWOT）卫星将首次对全球湖泊进行二维宽刈幅观测。为了在今后更好地应用SWOT卫星数据，本文将先行对SWOT卫星的应用潜力进行综合模拟和评估。本文使用法国国家空间研究中心（CNES）水文模拟工具，对位于青藏地区的拉昂错、玛旁雍错、昂拉仁错和仁青休布错4个湖泊进行了SWOT卫星观测数据的模拟研究，评估SWOT卫星观测湖泊水面高、湖泊面积以及湖泊水储量的能力。模拟研究表明，针对青藏地区的4个典型湖泊，SWOT卫星观测湖泊平均水面高的精度优于0.02 m，模拟水面高序列与真实序列相关系数超过0.9，能够较好地反映湖泊水面高随季节的变化；SWOT观测湖泊面积的误差大部分在10%以内。SWOT卫星在湖泊水量反演中有很大的应用前景。SWOT估计水面高和面积所产生的误差对湖泊静态水量估计的影响较小，而湖底地形的估计误差对湖泊静态水量估计的影响较大，所以获取更高精度的湖泊深度先验数据是未来获得更高湖泊水储量的关键。

关键词：青藏高原，地表水与海洋地形（SWOT），CNES水文模拟工具，湖泊面积，湖泊水储量，湖底地形
中图分类号：P2

引用格式：梁炜轩, 冯伟, 孙明智, 钟敏. 2025. 基于SWOT卫星模拟数据的湖泊水储量观测能力分析: 以青藏高原典型湖泊为例. 遥感学报, 29(4): 910-925

Liang W X, Feng W, Sun M Z and Zhong M. 2025. Analysis of the potential of SWOT mission to estimate lake water storage using simulated data: A case study in the Qinghai-Tibet Plateau. National Remote Sensing Bulletin, 29(4): 910-925 [DOI: 10.11834/jrs.20243435]

1 引言

陆地水储量是指包括地下水、河流、湖泊以及冰川等地上所有储存水的总和，其变化对生态系统与人类活动都有着巨大的影响（Humphrey等，2023）。作为与人类活动最为相关的陆地水成分之一，湖泊在改善生态环境和提供用水等方面发挥着重要作用，同时湖泊的变化与气候变化密切相关，研究湖泊可以为分析气候变化提供有力支持（Woolway等，2020）。作为水文循环以及生物地球化学过程的重要一环，湖泊一直是地球科学研究的长期热点对象之一。

湖泊的水储量及其随时间的变化是湖泊研究

的基础内容之一，获取湖泊水位和湖泊范围是进行这些计算的关键步骤。湖泊水位信息可以通过水文站进行实地观测获取（Fu等，2012），也可以通过TOPEX/Poseidon、Jason系列、ICESat等卫星高度计进行测量（Zhang等，2011）。基于这些高度计数据计算的湖泊高度数据集主要有G-REALM（Birkett等，2011）、DAHITI（Database for Hydrological Time Series over Inland Waters）（Schwatke等，2015）和HYDROWEB（Crétau等，2011）等。湖泊范围信息可以使用Landsat等光学卫星图像进行提取（Nguyen等，2019；Zhang等，2019）。例如，Messenger等（2016）利用DEM与Landsat数据提取的水体数据整合得到了全球范围内湖泊的范围数

收稿日期：2023-10-23；预印本：2024-03-16

基金项目：国家自然科学基金（编号：42061134010）；中山大学中央高校基本科研业务费专项（编号：221gqb09，23xkjc012）

第一作者简介：梁炜轩，研究方向为SWOT卫星与陆地水文。E-mail: liangwx23@mail2.sysu.edu.cn

通信作者简介：冯伟，研究方向为卫星大地测量学与全球变化。E-mail: fengwei@sysu.edu.cn

据集 HydroLAKES。湖泊范围信息也可以使用 SAR (Synthetic Aperture Radar) 如 Sentinel-1 等合成孔径雷达图像进行提取 (Soman 和 Indu, 2022; Zhang 等, 2020)。这些实地观测与遥感数据为湖泊水储量研究提供了大量信息。

然而, 目前对全球湖泊水储量的计算仍有较大的提升空间。首先, 现有的观测手段所能涵盖的湖泊数量有限。水文站点设立成本较高, 故湖泊的水文站点集中于部分发达国家, 并且由于保密需求, 这些站点数据往往难以获得 (Fu 等, 2012)。传统高度计采取星下点观测的形式, 其测量范围只能覆盖星下点的水体, 难以对大量的中小型湖泊与河流进行测量。由 TOPEX/Poseidon、Jason 系列、SARAL/AltiKa、Sentinel-3A 和 Sentinel-3B 等的联合观测只能观测到全球约 40% 的湖泊 (Crétaux 等, 2016)。然而, 陆地上面积小于 1 km^2 的湖泊占据了全球湖泊数量的 99% 以上 (Downing 等, 2006) 如今, 水文站点和传统高度计卫星面临着难以测量小型湖泊的挑战, 难以满足不断增长的全球范围内湖泊水储量计算的需求。此外, 传统高度计只能测量星下点的水体高度, 而在计算湖泊水量时, 需要结合湖泊面积数据进行计算。湖泊面积数据与高度数据融合获取水量信息时, 也存在两方面问题: (1) 基于光学图像提取的湖泊范围易受云的污染, 从而在计算湖泊水储量时产生较大误差; (2) 光学图像与雷达高度计的观测数据往往时间不匹配, 所以无法同时获得某一时刻的湖泊范围与高度, 这也会为湖泊水储量的计算引入误差。

为了更好地观测全球水资源的分布, 美国宇航局 NASA (National Aeronautics and Space Administration) 与法国国家空间研究中心 CNES (Centre National d'Études Spatiales) 共同提出了地表水和海洋地形 SWOT (Surface Water and Ocean Topography) 卫星计划, 加拿大航天局和英国航天局也参与了该项计划。SWOT 卫星已于 2022 年 12 月 16 日发射, 其核心载荷为 Ka 波段的雷达干涉计 KaRIn (Ka-band Radar Interferometer), 具有对卫星两侧 $10\text{--}60 \text{ km}$ 范围进行宽刈幅观测的能力。SWOT 卫星同时搭载传统星下点高度计, 用于填充条带之间的测量空白。SWOT 是首个能够对陆地水开展二维测高观测的卫星计划 (Fu 等, 2012)。同时, SWOT

在一定程度上解决了传统雷达高度计受植被冠层、粗糙的地形等引起的回波多次散射影响的问题, 能显著提升对全球陆地水的观测能力 (Elmer 等, 2021)。

在 SWOT 提供观测数据之前, 对其观测能力进行模拟分析具有重要的研究意义。SWOT 数据的模拟研究可以分为两个发展阶段。第一阶段是在官方的模拟工具出现以前, 部分研究人员利用真实数据进行插值, 根据 SWOT 卫星预计的观测范围与预估的噪声特性生成 SWOT 模拟数据, 开展对 SWOT 卫星数据应用前景的初步分析。Yoon 等 (2012) 使用 LISFLOOD-FP 水动力模型结合水文站点的数据与 SWOT 观测的范围条带, 生成 SWOT 模拟观测数据, 并且将 SWOT 观测的噪声简化为高斯分布的白噪声, 从而研究 SWOT 数据的特性以及应用前景。在第二阶段, 美国喷气推进实验室 JPL (Jet Propulsion Laboratory) 与 CNES 分别提出了 SWOT 数据的模拟工具。这些模拟工具的工作流程可以总结为: 将研究区的真实数据作为输入, 模拟工具基于这些真实数据进行仿真并生成 SWOT 模拟数据。这些模拟数据同时含有 SWOT 数据的误差以及 SWOT 的观测特征。JPL 模拟工具包括在海洋上的低频模拟工具和在地表水体上应用的高频模拟工具 (Bonnema 等, 2016)。高频水文模拟工具需要输入高分辨率的 DEM 数据, 模拟工具根据地形特性及计算的载荷误差统一到观测数据中, 最后结合 SWOT 观测范围生成 SWOT 模拟数据。JPL 模拟工具能获取更贴近真实的 SWOT 模拟数据。但是目前这个工具并未开源, 并且所需要的高精度 DEM 数据条件较为苛刻, 使用该模拟工具开展的研究相对较少。CNES 也提出了分别应用于海洋与地表水体的模拟工具。其对于输入数据的要求低于 JPL 模拟工具, 由于 CNES 水文模拟工具拥有简单易用和开源的优点, 这使得该工具目前被应用到较多的 SWOT 模拟研究中。

目前, SWOT 卫星在陆地水文中的模拟研究主要集中在河流应用场景, 对 SWOT 在湖泊应用前景的分析依然较少。Ottlé 等 (2020) 使用 CNES 模拟工具对 SWOT 对法国塞纳河流域的 5 个大型水库和各种小型湖泊的观测误差进行了模拟研究, 并使用 SWOT 模拟数据代入 FLake 湖泊模型中分析加入 SWOT 数据后对模型精度的影响, 结果显示 SWOT

数据在模拟所研究水体的表面温度有积极的作用。Nair 等 (2022) 以印度希拉库德水库作为研究区, 则使用 Sentinel-1 卫星获取一年中与 SWOT 观测轨道交叉的水库数据, 并分析了 SWOT 卫星观测水库能力随时间变化的误差变化, 初步证实了 SWOT 卫星在湖泊水量估计方面的应用潜力。

本文在 SWOT 卫星分发陆地水数据以前, 分析 SWOT 卫星在全球范围内对湖泊水储量的观测能力。本文将使用 CNES 模拟工具生成 SWOT 湖泊数据, 将其与 Cryosat-2、Sentinel-3 和 IceSat-2 数据进行对比。并且使用模拟数据计算青藏高原的 4 个湖泊的水量, 对所得结果进行分析, 提出在未来使用 SWOT 卫星计算湖泊水储量时所需要解决的问题, 为更好地利用 SWOT 数据进行湖泊水储量估算提供参考。

2 数据与方法

2.1 研究区

本文选择了青藏高原中拉昂错、玛旁雍错、昂拉仁错和仁青休布错 4 个湖泊作为本文研究对象。图 1 展示了 4 个湖泊的空间位置, 其中拉昂错 (约 252 km², 观测时间为 2020 年 10 月, 下同) 位于西藏阿里地区, 紧邻玛旁雍错。玛旁雍错 (约 413 km²) 为湖水透明度最大的淡水湖泊, 也是第二大蓄水量天然淡水湖。昂拉仁错 (约 519 km²) 位于仲巴县境内, 属于微咸水湖, 为青藏高原西部大湖群中的大中型湖泊之一。仁青休布错 (约 193 km²) 位于昂拉仁错东南方, 湖水主要靠冰雪融水径流补给, 为封闭性内流湖。这 4 个湖泊均为中国境内面积较大的内陆湖泊, 并且拥有实地的湖泊测深数据, 故本文选择该 4 个湖泊作为研究区 (孙明智 等, 2022; 张国庆, 2019a, 2019b)。

2.2 数据

2.2.1 湖泊范围数据

基于高分辨率数字高程模型 DEM 数据研制的 HydroLAKES 数据是全球范围内湖泊面积数据, 包含了全球范围内大于 0.1 km² 的湖泊共 143 万个, 所包含的湖泊总表面积为 267 万 km² (Messenger 等, 2016)。与其他湖泊范围数据 OSM (Open Street Map) 相比, HydroLAKES 数据的范围精度较高。

该数据库的目标是提供世界湖泊及其主要特征的分布图, 为湖泊的研究提供便利。本次研究将提取其中拉昂错、玛旁雍错、昂拉仁错和仁青休布错 4 个湖泊作为湖泊范围数据, 用于 SWOT 模拟数据的生成。

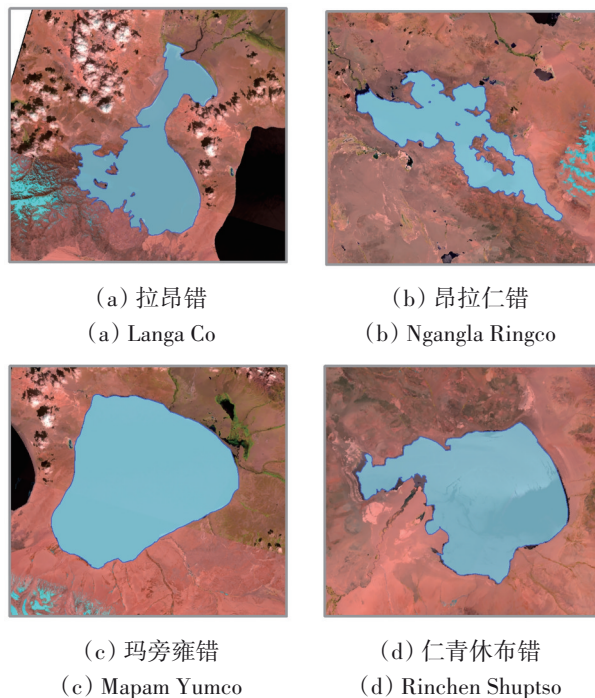


图 1 研究区示意图

Fig. 1 Overview of the study area

2.2.2 湖底地形数据

国家青藏高原科学数据中心提供了玛旁雍错、拉昂错、仁青休布错和昂拉仁错 4 个湖泊的测深点数据 (王君波, 2018a, 2018b, 2018c, 2018d)。数据的观测时间为 2017 年 8 月 29 日至 30 日, 使用的测量仪器为 Lowrance HDS-5 声纳测深仪, 可用于制作湖泊等深线图和湖泊水量估算等用途。图 1 则展示了 4 个湖泊的测线数据, 昂拉仁错记录了 48 万个测深点数据, 拉昂错记录了 2 万个测深点数据, 仁青修布错记录了 7 万个测深点数据, 玛旁雍错记录了 30 万个测深点数据。为了与 GloBathy 数据的形式相统一, 本研究使用 ArcGIS 中的 Topo to Raster 方法对湖底测深地形进行还原。该方法具有局部插值方法的计算效率, 而不会失去全局插值方法的表面连续性, 能比较好地计算出湖底地形。

本文还采用了基于 HydroLAKES 数据所生成的 GloBathy 全球湖底地形数据集 (Khazaei 等, 2022)。

其首先根据 HydroLAKES 提供的湖泊形状信息估计湖泊的最大深度, 然后通过计算每一点到最近岸线的距离来估算湖泊每一点的深度。GloBathy 提供了首个包含全球大部分湖泊的湖底测深数据, 此外 GloBathy 数据可以通过改进其最大深度数据从而生成新的测深数据。为提高 GloBathy 数据的准确性, 本文采用了国家青藏高原科学数据中心提供的 4 个湖泊真实测量的最大深度数据, 代替 GloBathy 原算法中所使用的最大深度数据, 从而生成改进后的 GloBathy 数据。

综上所述, 本文获得了 4 个湖泊的 3 套湖底地形数据, 即真实测深点经过插值后的真实湖泊测深数据 (tru), 原始 GloBathy 数据 (ori) 以及改进后的 GloBathy 数据 (mod)。本文将分别基于这 3 套湖底地形数据和 SWOT 模拟观测数据, 进行湖泊水量的计算和对比分析。

2.2.3 湖泊高度数据

本文使用基于多源卫星测高数据的青藏高原湖泊水位 (2010 年—2020 年) 作为湖泊的高度数据 (许凤林和张国庆, 2021)。该数据涵盖了多个卫星提供的湖泊水位信息, 其中包括 CryoSat-2、ICESat-2、Sentinel-3A 和 Sentinel-3B 提取的水位数据。我们选用卫星数据较多的 2019 年作为模拟年份, 并且使用所有数据使用样条插值方法计算出日水位序列, 用于 SWOT 模拟工具的输入。

2.3 方法

2.3.1 CNES SWOT 模拟工具

本文使用 CNES 提供的模拟工具生成 SWOT 湖泊模拟数据 (Elmer 等, 2020)。图 2 给出了 CNES 模拟工具的工作流程, 该工具需要带有水面高信息的湖泊范围数据作为输入。首先, 模拟工具计算出输入水体数据与 SWOT 宽刈幅相交部分。然后, 模拟工具中的 Large Scale Simulator 将根据先前所估计的 SWOT 误差特性, 在宽刈幅与水体重叠部分模拟生成点云数据, 其中每个 SWOT 点云数据记录了模拟生成的该点水面高等信息, 这些点云的格式与 SWOT 卫星将提供的 L2_HR_PIXC 产品格式一致。然后, RiverObs 工具则将前一步生成的 SWOT 点云数据进一步处理, 结合河流先验数据库 SWORD (Surface Water and Ocean Topography Mission River Database) 所记载的大型河流位置, 模拟生成 SWOT

河流数据 (Altenau 等, 2021)。最后, LOCNES 工具将前两步所生成的点云数据与 SWOT 河流矢量数据结合, 前一阶段没有被分类成河流数据的将分类为湖泊, 并生成 SWOT 湖泊范围数据。该数据与 SWOT 卫星将提供的 L2_HR_LakeSP 产品格式一致, 包含了平均水面高、湖泊面积等信息。基于以上模拟流程, 本文对研究区 4 个湖泊进行了为期一年的观测数据模拟与分析, 水面高数据用测高得到的实测数据插值后来模拟。

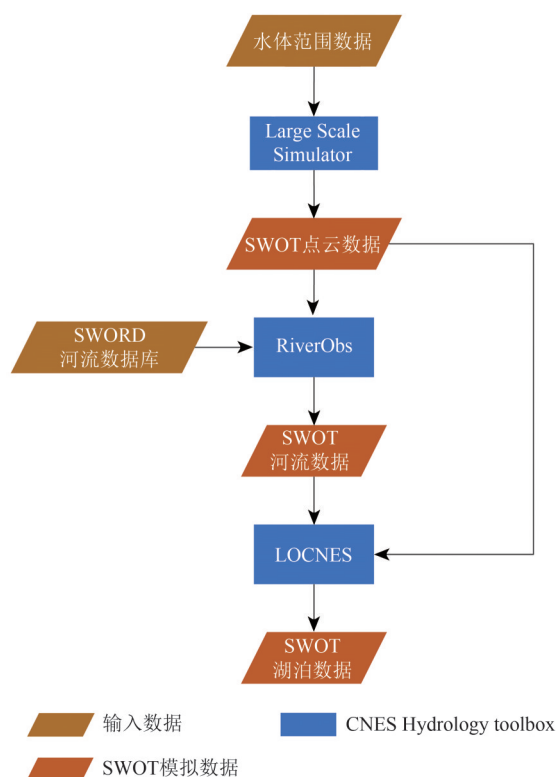


图2 CNES模拟工具处理流程

Fig. 2 Workflow of CNES Hydrology toolbox

在模拟中所使用的参数详见表 1。条带宽 (Swath width) 和传感器波长 (Sensor wavelength) 等基本参数按照 SWOT 卫星的属性输入, 暗水效应和对流层模型等误差相关的参数则是保留 CNES 模拟工具提供的默认值。

2.3.2 湖泊蓄水量估计

本文使用 4 个湖泊的 SWOT 模拟测高数据估算了湖泊水量 S , 公式如下:

$$S = A(H - B) \quad (1)$$

式中, A 为每个湖底地形栅格像元的面积, H 为 CNES 模拟工具生成的湖泊高度数据, B 为湖底地形数据。

表1 模拟输入参数

Table 1 CNES Hydrology toolbox parameter settings

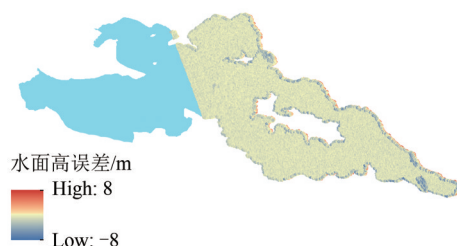
参数	变量名	值
基础参数	Swath width	120000
	NR cross track	10000
	Sensor wavelength	0.0084
	Range sampling	0.75
	Number of pixels in range	3117
分类标签	Orbit jitter	0
	LAND_EDGE	2
	WATER_EDGE	3
	INTERIOR_WATER	4
	DARK_WATER	24
暗水效应比例	Dark water percentage	5
	Dark water detected percentage	90
	Dark water detected noise factor	4
对流层模型	Tropo error stdv	0.03
	Tropo error mean	0.01
	Tropo error correlation	5000
误差参数	Height bias std	0
	Noise multiplier factor	0.5

2.3.3 评价标准

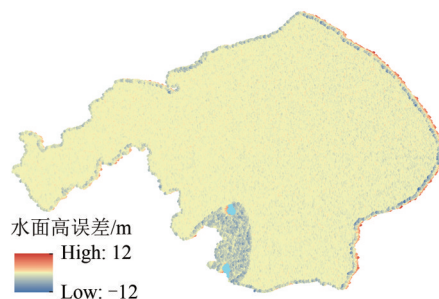
本文将使用均方根误差 (RMSE)、相关系数 (CC)、相对均方根误差 (rRMSE) 以及最大误差值 (Max error) 评估 SWOT 水量的观测结果。其中 S_i 为使用真实湖泊面积、真实湖底地形以及真实湖泊高度依式 (1) 计算所得的水量, S 为使用 SWOT 数据所估算的湖泊水量, n 则为每个湖泊一年内观测的次数。 $\bar{S}_i$ 和 $\bar{S}$ 分别对应 S_i 与 S 的水量均值。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (S^2 - S_i^2)}{n}} \quad (2)$$

$$CC = \frac{\sum (S - \bar{S})(S_i - \bar{S}_i)}{\sqrt{\sum (S - \bar{S})^2 \sum (S_i - \bar{S}_i)^2}} \quad (3)$$



(a) 昂拉仁错
(a) Ngangla Ringco



(b) 仁青休布错
(b) Rinchen Shuptso

$$rRMSE = \sqrt{\frac{\sum (S^2 - S_i^2)}{n \sum S^2}} \quad (4)$$

$$\text{Max Error} = \max (S - S_i) \quad (5)$$

3 结果

3.1 SWOT观测湖泊水面高与湖泊面积

SWOT 观测获得的湖泊数据包括湖泊高度与湖泊面积。本文通过 CNES 模拟工具获得了青藏地区 4 个湖泊一年的 SWOT 模拟观测数据, 其中包括 18 个周期的 SWOT 数据。在模拟数据中包含了 SWOT 数据的误差, 主要包括 KaRIn 仪器的随机误差、对流层水汽所造成的误差和横滚角误差等。KaRIn 的随机误差有两个来源, 一是来源于仪器的热噪声, 二是来自于分布式目标回波信号散斑的差异。对流层水汽的误差则是由于卫星雷达信号在传播时受到大气水分子影响, 使所测距离与实际距离产生偏差的误差。横滚角误差由于干涉基线滚动角的误差所产生的误差, 随着条带向外大致呈线性增长 (Elmer 等, 2020; Fu 等, 2012)。本节将首先对单独某一轨的 SWOT 观测数据的特征进行分析, 再对 SWOT 卫星对 4 个湖泊观测的时间序列数据进行分析。

图 3 展示了 4 个湖泊的范围以及对应的某一轨 SWOT 观测中获取的点云模拟数据。如图所示, SWOT 观测误差总体在湖泊内部随机分布, 但存在以下两个问题。一是 SWOT 观测的湖泊高度信息中普遍存在暗水效应 (Dark water effect)。当某处水面的粗糙度较低, 雷达信号更多反射而不是后向散射回卫星时, 水体的雷达回波信号会变得相对较弱, 使其在图像上与陆地相似, 从而被错误为陆地时产生的误差 (Bonnema 和 Hossain, 2019; Durand 等, 2020; 熊景华 等, 2023)。二是湖泊与陆地交界处容易受到植被等地物对回波信号的影响, 所以使得边缘误差大于湖泊的中央。

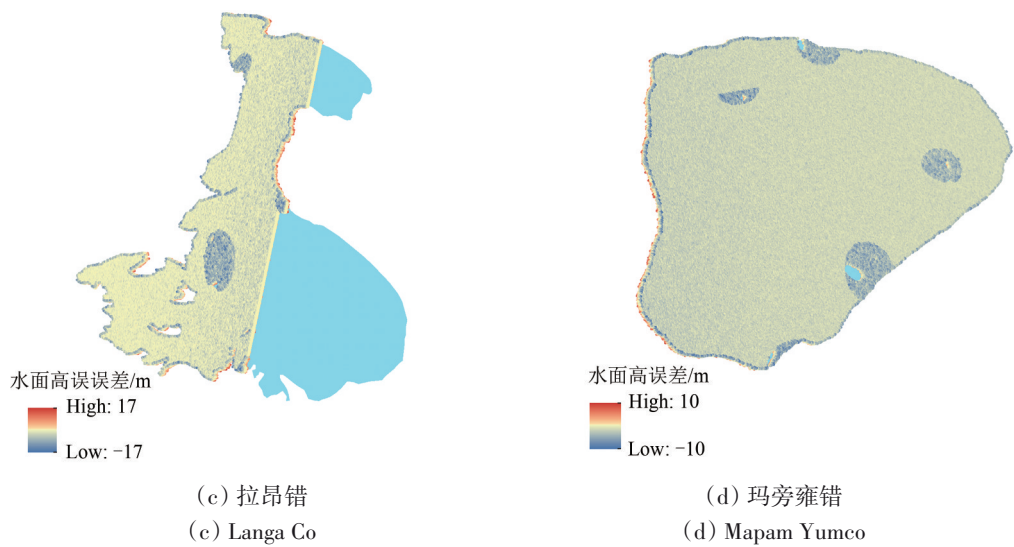


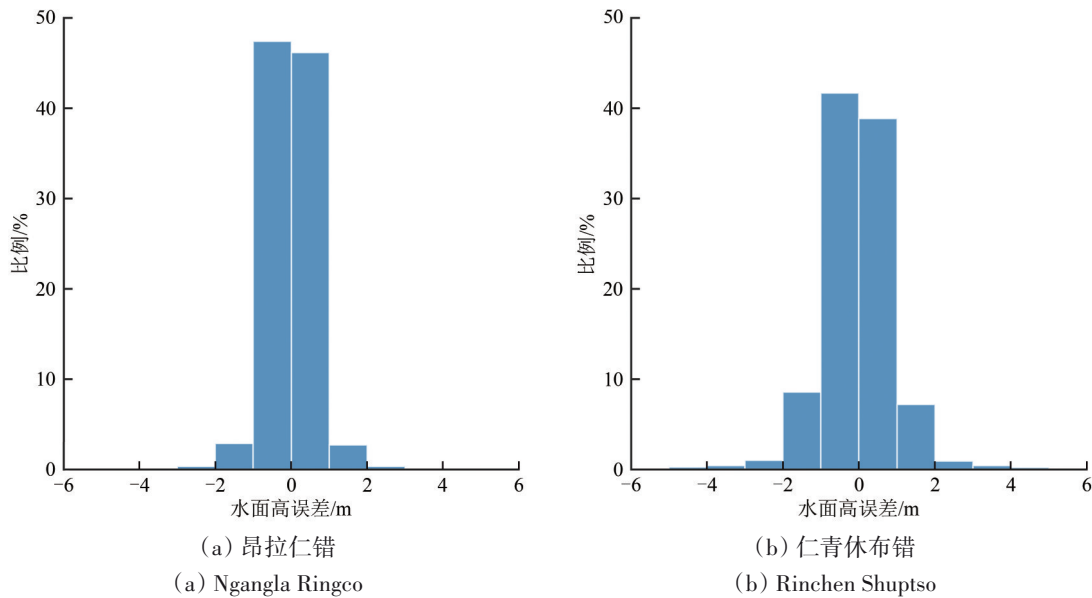
图3 某一轨SWOT模拟点云数据范围和水面高误差

Fig. 3 Simulated SWOT pixel cloud (PIXC) data extent and water surface height error for one swath

本文进一步对所生成湖泊水面高的误差分布特征进行分析。图4展示了使用4个湖泊在21天SWOT观测周期内所有模拟生成的点云数据减去对应时间湖泊的高度后，所计算得到的所有测高点的误差分布直方图。其中4个湖泊误差分布都近似以零为均值，其中昂拉仁错、仁青休布错和玛旁雍错的误差小于1 m的测高点占比超过90%；而由于拉昂错湖泊离轨道较远，致使其横滚角误差较大，这使得观测次数较高的拉昂错湖泊的误差则较大（图4（c）），

存在较多误差大于1 m的测高点。在未来对单个湖泊的计算中，对异常数据点进行舍去后平均，将能部分提高SWOT卫星观测湖泊高度的精度。

图5展示了不同高度计测高的时间序列。SWOT卫星与真实的水面高序列的相关系数大于0.9，湖泊水面高的RMSE小于0.02 m，其精度表现要优于传统高度计。经点云的平均处理后，SWOT卫星能获得高精度的水面高时间序列数据，能很好地描绘真实水面高变化（图5和表2）。



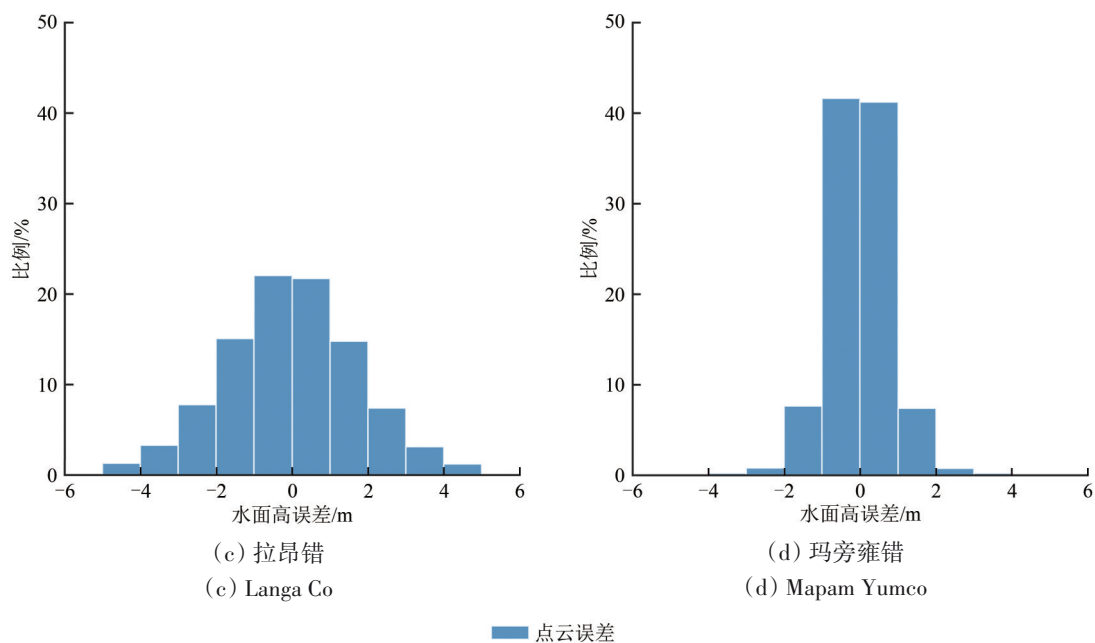


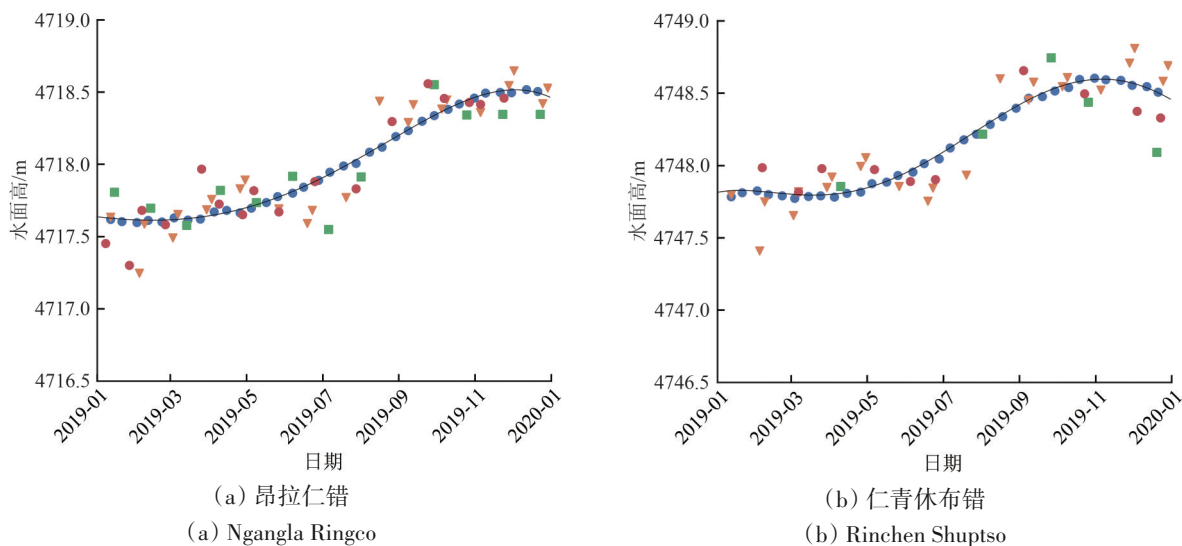
图4 4个湖泊点云数据水面高误差分布图

Fig. 4 Error distribution of simulated lake water heights of four lakes

本文进一步对模拟的一年共18个周期的水面高误差时间序列进行了分析。如图6所示,昂拉仁错、仁青休布错和玛旁雍错各自与SWOT两个轨道相交,而拉昂错则与SWOT的4个轨道相交。绝大多数情况下,湖泊的水面高误差在2 cm以内,符合SWOT卫星在大于1 km²的湖泊中测高误差小于0.1 m的特征(Biancamaria等, 2016)。4个湖泊间不同轨道的水面高误差在量级上没有显著差异。与图3相比,平均后的湖泊水面误差要远远低于湖泊水面上单点测量的误差。

本文进一步分析SWOT观测的湖泊面积数据。

如图7所示,湖泊面积的误差随时间变化而波动,其中昂拉仁错、仁青休布错以及玛旁雍错的两轨SWOT数据观测湖泊面积的误差均在同一水平上波动,而拉昂错的四轨SWOT数据所得误差则差异相对较大。湖泊面积的估计误差主要来源于模拟工具所模拟的边界不确定性与暗水效应。如图3所示,湖泊与陆地交界处容易受到植被等地物对回波信号的影响,提取湖泊边缘的不确定性较高。暗水效应会导致观测湖泊范围的缺失,从而导致SWOT观测所得面积要小于真实面积。



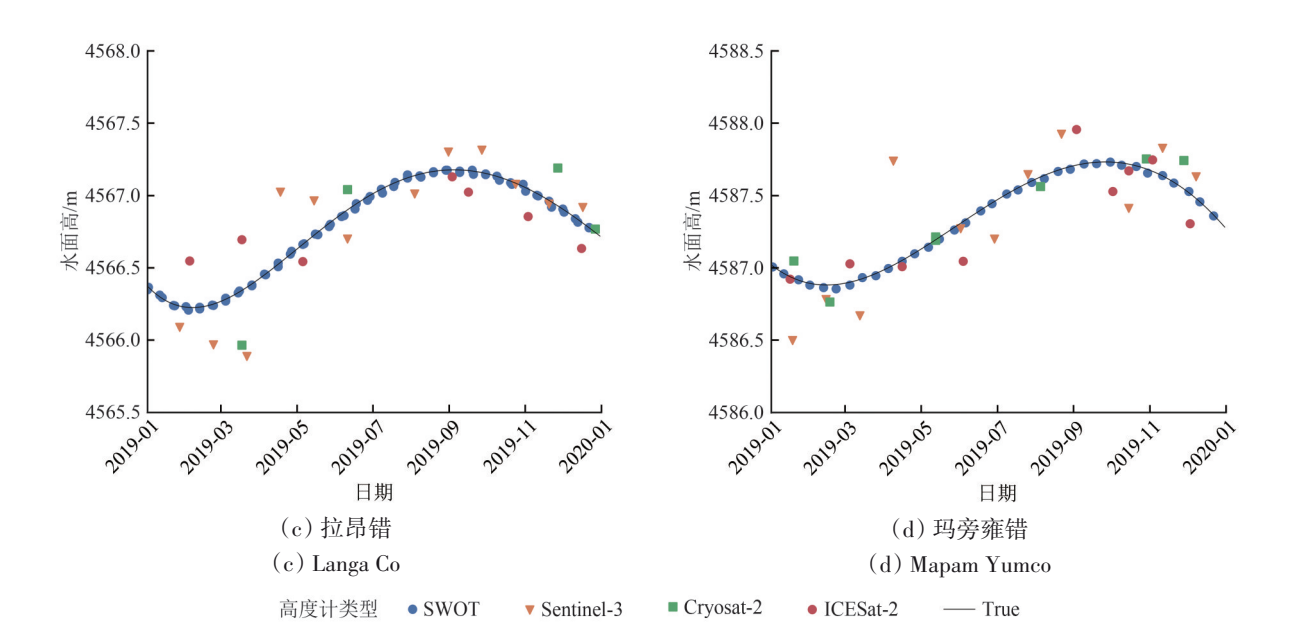


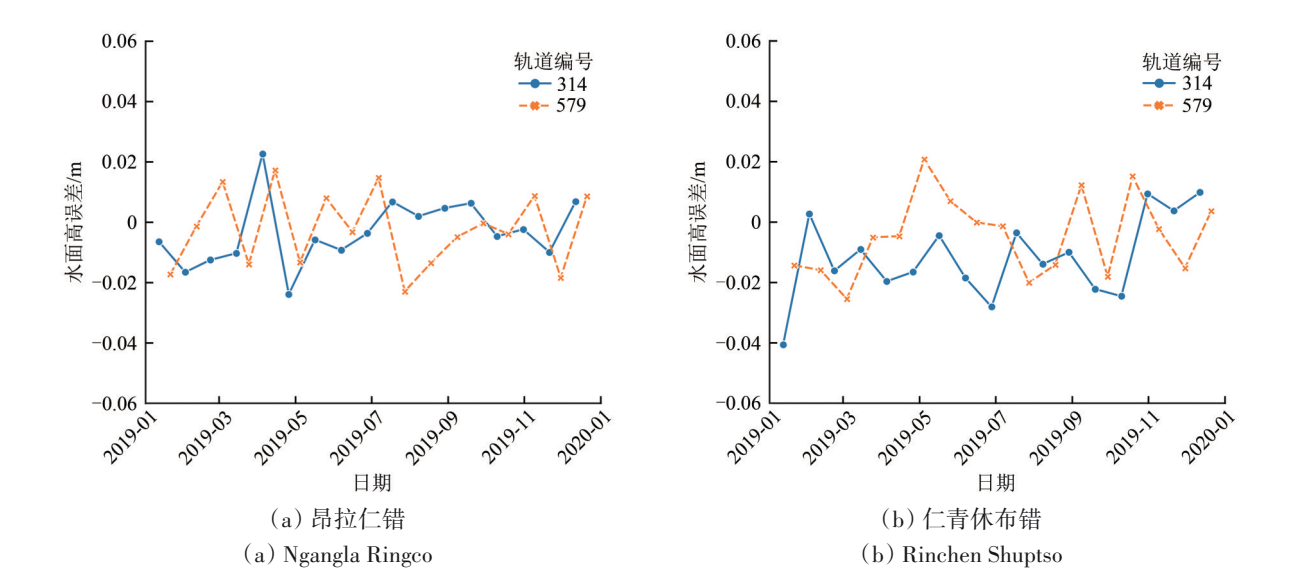
图5 4个湖泊SWOT模拟数据与其他高度计水面高时间序列

Fig. 5 Simulated water height time series of four lakes from SWOT and other altimeters

表2 各高度计测量湖泊水面高误差和相关系数统计表					
Table 2 Lake surface height errors and correlation coefficients from different altimeters					
	湖泊	SWOT	Sentinel-3	Cryosat-2	ICESat-2
RMSE/m	昂拉仁错	0.01	0.16	0.17	0.15
	仁青休布错	0.02	0.17	0.22	0.15
	拉昂错	0.01	0.25	0.24	0.22
	玛旁雍错	0.01	0.31	0.10	0.17
CC	昂拉仁错	0.99	0.90	0.77	0.84
	仁青休布错	0.99	0.82	0.80	0.66
	拉昂错	0.99	0.80	0.99	0.82
	玛旁雍错	0.99	0.71	0.95	0.80

3.2 SWOT估算湖泊水量

图8展示了基于原始GloBathy (ori)、改进后的GloBathy (mod)和真实湖泊测深 (tru)等3类数据得到的4个湖泊的湖底地形。由于原始GloBathy数据与改进GloBathy数据两者均基于最大深度按圆锥状进行插值的方法计算得到，所以湖底地形的形状差异并不大，关键差别在于最大深度的改变对湖泊地形深度所造成的变化。改进后的GloBathy数据在整体上会更接近真实湖泊的地形测深数据。



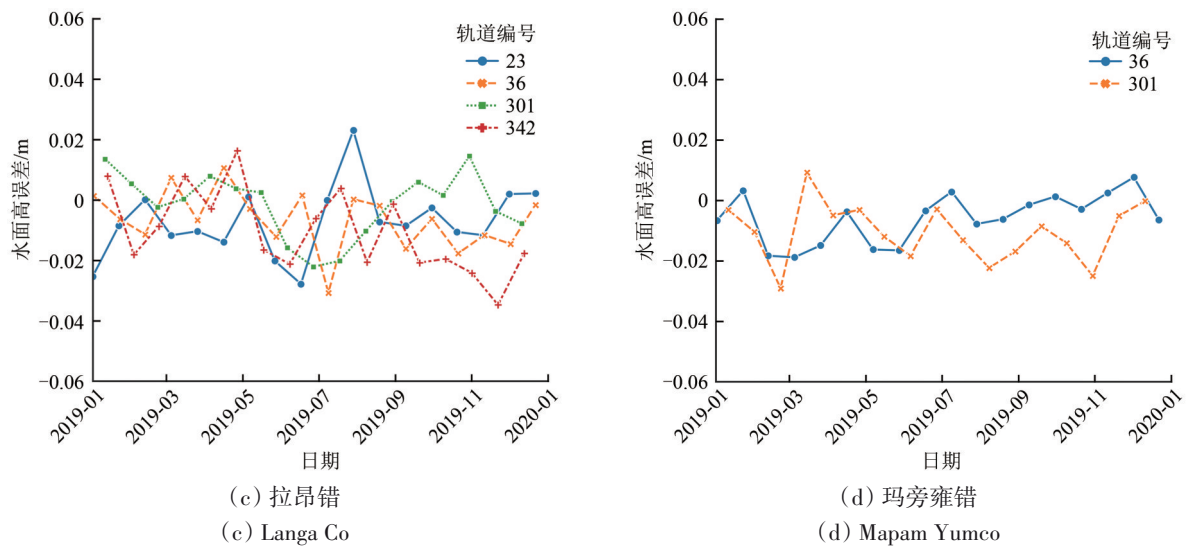


图6 4个湖泊SWOT模拟水面高误差时间序列
Fig. 6 Simulated water height error time series of four lakes

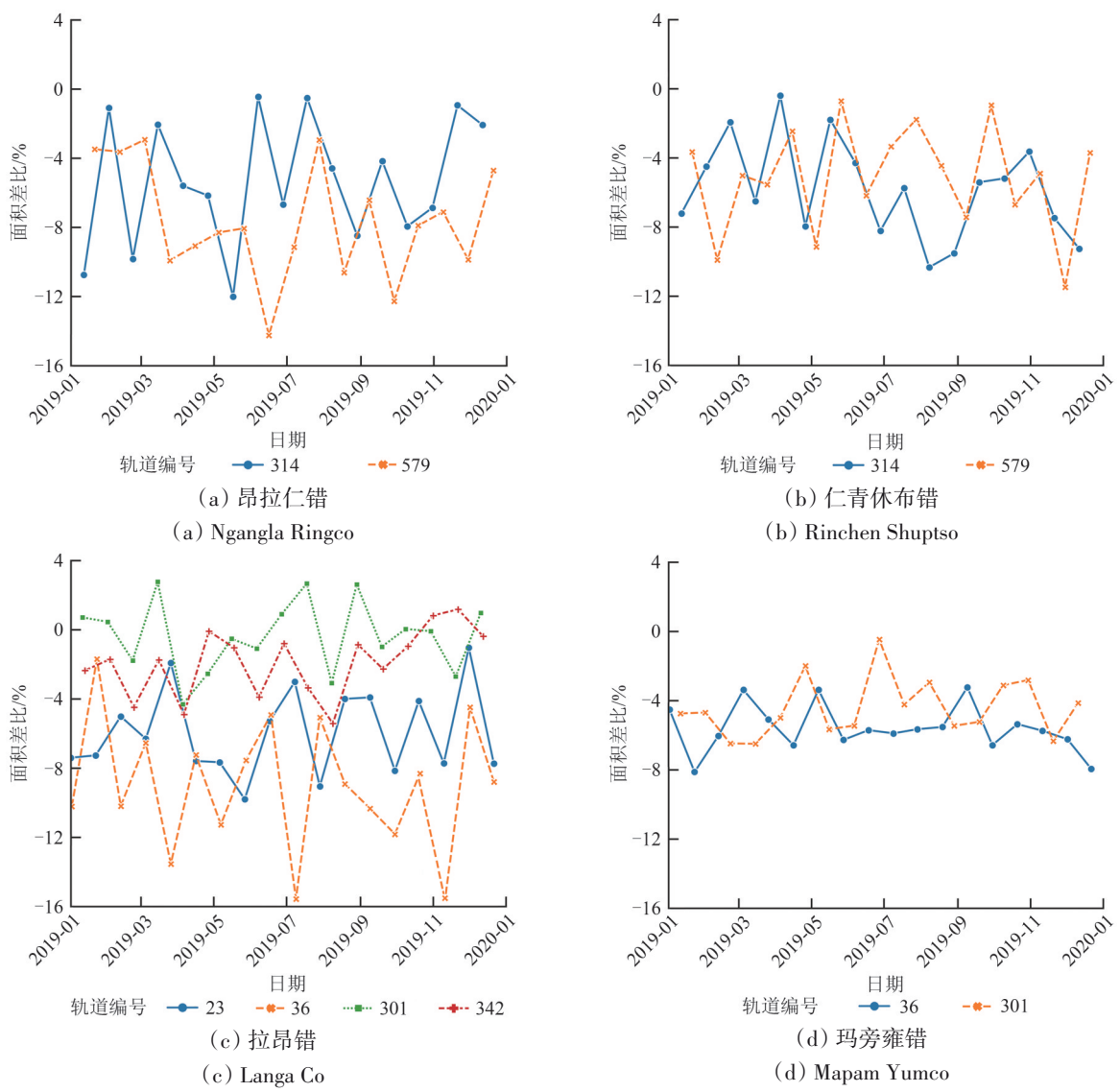


图7 4个湖泊SWOT模拟湖泊面积误差时间序列
Fig. 7 Simulated area error time series of four lakes

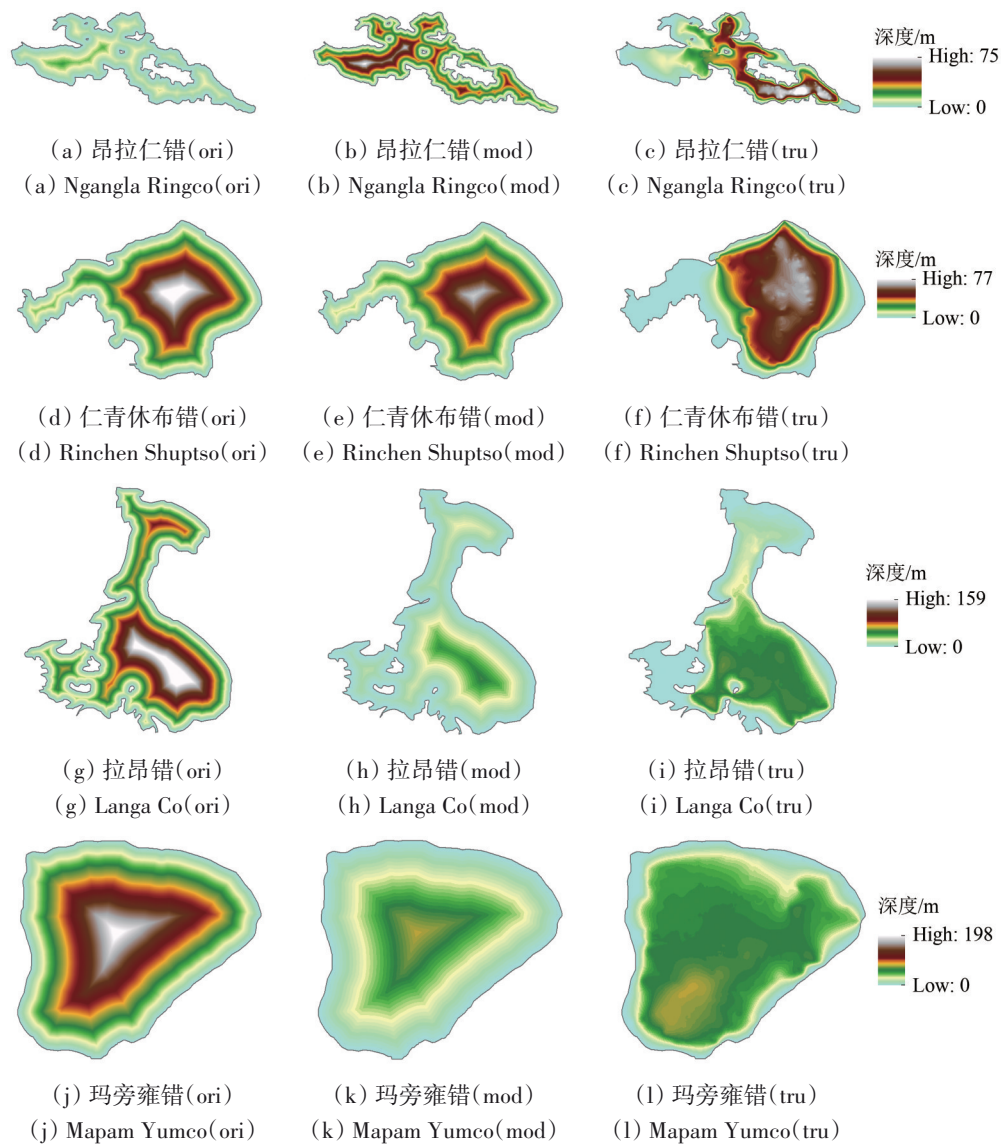


图8 4个湖泊3种湖底地形数据结果对比

Fig. 8 Comparison of three types of bathymetry datasets in four lakes

本文使用图8所示的4个湖泊的3类湖底地形数据,结合模拟的SWOT湖泊面积与水面高数据进行水量计算,得到湖泊水量时间序列的误差百分比。如图9(c)、图9(f)、图9(i)和图9(l)所示,当使用真实湖泊测深数据时,利用SWOT湖泊面积和水面高估算湖泊水量的误差相对较小,一般在5%以内。而当使用带有误差的GloBathy湖底地形产品后,计算得到的湖泊水量误差普遍超过了40%(图9(a)、(b)、(d)、(e)、(g)、(h)、(j)和(k))。表3为所有误差的统计表,基于改进GloBathy数据得到的水量估计精度总体要优于基于原始GloBathy数据得到的结果,但两者精度均显著低于使用真实测深数据得到的结果。基于以上

分析可知,使用SWOT卫星估计湖泊水储量时,需要注意所使用湖底地形数据的精度。Globathy所进行的圆锥形假设针对特定湖泊可能无法很好地拟合真实湖底地形的形状,从而导致在水量估算时产生较大误差。

4 讨论

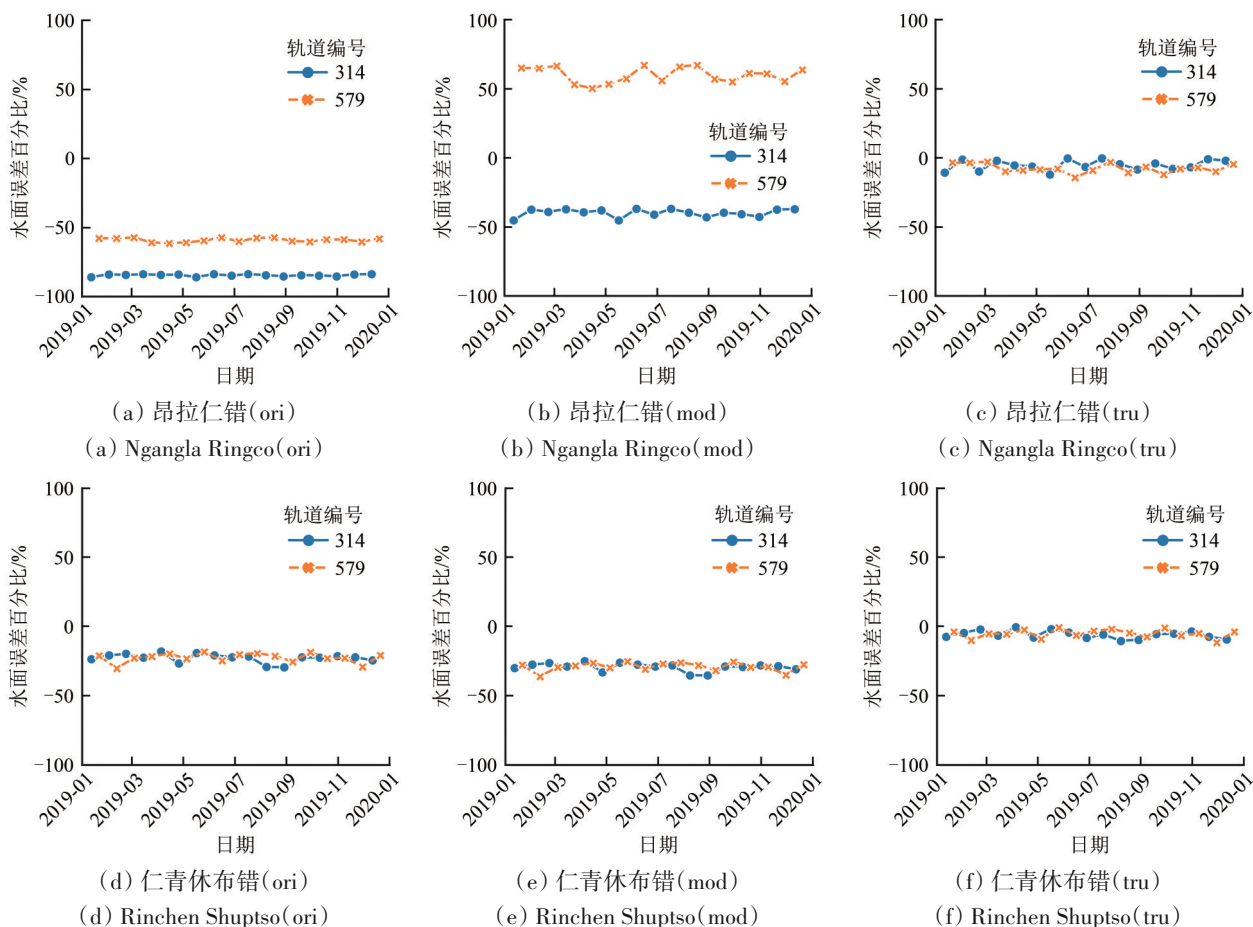
4.1 湖底地形对SWOT水量估算的影响

SWOT卫星能首次观测全球南北纬78°以内的中小型湖泊。未来,SWOT卫星将结合现有的湖泊深度数据,以估算全球范围内中小型湖泊的水量。然而,当前可用的全球范围湖泊深度数据GloBathy

仍然存在缺陷。在对青藏地区4个湖泊的水量计算中, 研究发现SWOT水面高度的观测误差相对较小, 在经所有点云平均后水面高误差在0.02 m以内, 其对水量估算的影响较小。而用于湖泊水量估算的不同湖泊深度产品的差异较大, 致使水量估算误差较大。湖底地形的不确定性对水量估计的精度影响较大。目前湖底地形数据集主要分为两类, 一类是全球大型湖泊或水库数据集, 如GRDB (Global Reservoir Bathymetry Dataset) 数据集, 其包含了全球范围内347个水库的湖底地形数据 (Li等, 2020)。另一类是区域中小型湖泊的高精度测深数据, 比如Bathybase, 其包含北美洲5大湖周围的大小湖泊与水库的湖泊测深数据 (Khazaei等, 2022)。而GloBathy作为首个包含全球大部分中小型湖泊的湖底地形数据集, 为全球水量估算等研究提供了比较可靠的湖泊数据, 具有很大的应用前景。由先前的分析可知, 相较于湖泊真实地形而言, 在水量估算中GloBathy的测深数据精

度依然不够。如图10所示, 我们进一步给出4个湖泊的测深数据随深度变化的分布图。对于昂拉仁错, 由于原始GloBathy的最大深度值误差较大, 改进后的GloBathy数据平均深度的精度得到了显著提高。但对于其余3个湖泊来说, 改进后的GloBathy并没有明显改善湖泊平均深度的精度。另外, 由于4个湖泊湖底地形并不完全符合GloBathy方法中假设的圆锥形状, 使得Globathy计算所得的湖底地形数据不能较好地符合真实湖泊。这会导致计算平均湖泊深度时出现较大误差。

GloBathy数据的误差主要体现在3方面。一是算法所估计的湖泊最大深度的位置存在误差。以本文中的湖泊昂拉仁错为例 (图8 (a)—(c)), Globathy获得的湖底最深点位于昂拉仁错的西侧, 即湖泊面积较大的区域。使用实测测深点获得的湖底地形结果显示, 真正的最深点却在湖泊的东南部。这种显著差异使得GloBathy数据产生的水量估计误差较大。



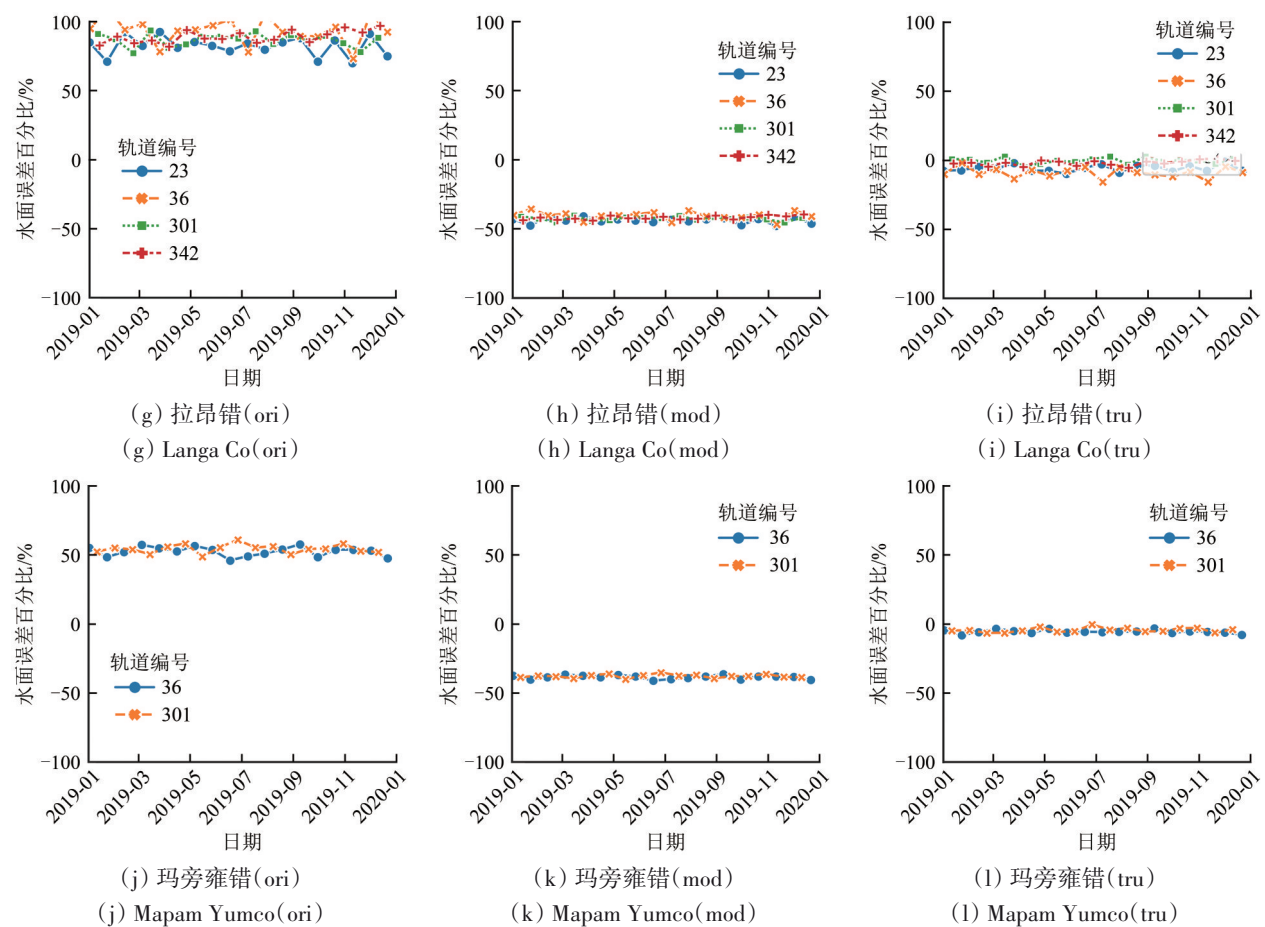


图9 基于原始GloBathy(ori)、改进GloBathy(mod)和真实湖泊测深(tru)等3套湖底地形数据的青藏4个高原湖泊的水量估计误差百分比时间序列

Fig. 9 Time series of water volume estimation errors of four lakes based on three sets of lake bathymetry

表3 结合3套不同湖底地形数据、SWOT模拟的湖泊面积和水面高数据估计的湖泊水储量误差统计表
Table 3 Lake water storage errors estimated by combining three sets of lake bathymetry ,
SWOT simulated lake area and water surface height data

数据类型		RMSE/km ³	CC	rRMSE	Max error/km ³
总体	原始 GloBathy	5.58	0.53	0.71	9.34
	改进 GloBathy	4.39	0.81	0.45	8.07
	真实湖底地形	0.05	0.99	0.01	0.15
昂拉仁错	原始 GloBathy	5.46	-0.69	0.73	7.17
	改进 GloBathy	3.18	-0.69	0.51	3.40
	真实湖底地形	0.11	0.82	0.02	0.15
仁青休布错	原始 GloBathy	3.33	0.12	0.43	3.33
	改进 GloBathy	3.70	0.13	0.48	3.70
	真实湖底地形	0.03	-0.14	0.00	0.04
拉昂错	原始 GloBathy	3.67	0.97	0.89	5.09
	改进 GloBathy	1.91	0.95	0.42	2.64
	真实湖底地形	0.02	0.97	0.00	0.04
玛旁雍错	原始 GloBathy	9.33	0.48	0.47	9.34
	改进 GloBathy	8.05	0.53	0.41	8.07
	真实湖底地形	0.04	0.73	0.00	0.05

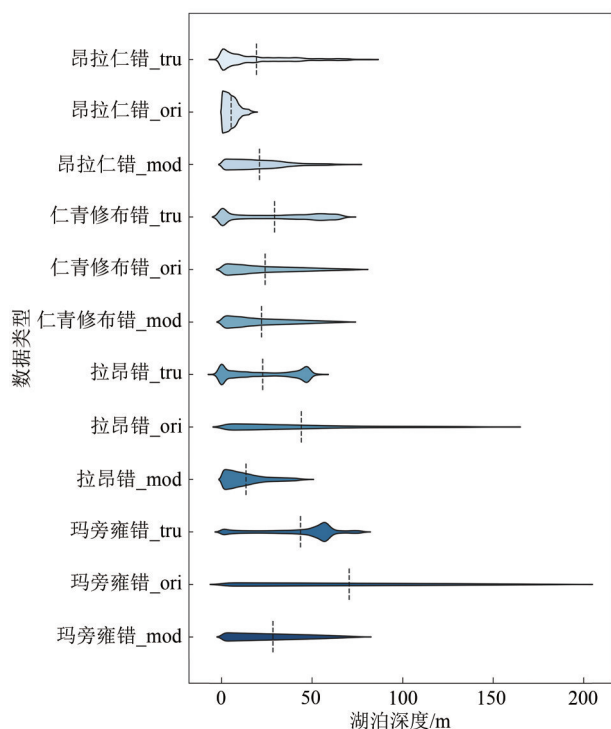


图 10 4个湖泊3类测深数据的深度分布图

Fig. 10 Distribution of three types of lake bathymetry of four lakes

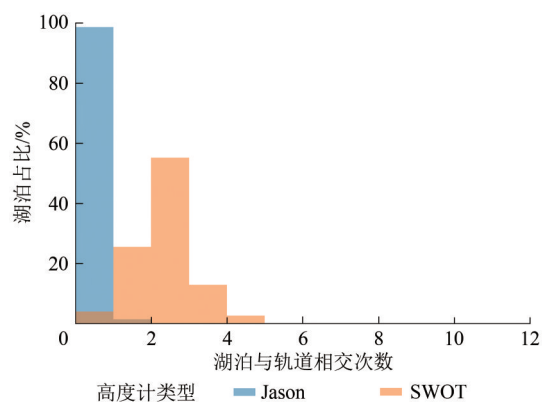
二是湖泊最大深度的估计值存在误差。GloBathy所使用的湖泊最大深度估计值是基于湖泊的形状和特征,使用机器学习的方法进行估算。全球不同地区的地形地貌和气候特征差异显著,这一方法在全球范围内不同地区的适用性值得进一步深入研究。以本文研究的湖泊为例(图8),GloBathy原始数据严重低估了昂拉仁错的湖泊最大深度;但高估了拉昂错和玛旁雍错的湖泊最大深度。对湖泊最大深度的估算仍具有较大提升空间。

此外,GloBathy所假设的湖泊形状难以概括真实湖泊地形的复杂性。以拉昂错为例,可以看到拉昂错的湖底形状并不是GloBathy数据计算时所假设的锥体,而是更倾向于与深度较为均一的柱体相似(图8(g)–(i))。这些因素均造成了湖底地形估计的误差。所以除了最大深度以外,每个湖泊的真实形状的复杂性也应在未来全球湖底地形的估算中予以进一步考虑。

4.2 SWOT观测中小湖泊能力分析

相较于传统高度计,SWOT的宽刈幅能够观测更多以往未能观测的中小型湖泊。以中国为例,我们使用HydroLAKES中国范围的湖泊数据与高度计观测范围进行相交次数的统计,得到了两类高

度计的理论湖泊观测能力。如图11所示,在大于 0.1 km^2 的湖泊数据中,Jason高度计理论上只能观测到全国不到5%的湖泊,而SWOT卫星则能对95%以上的湖泊进行一次以上的观测。这使得SWOT卫星在计算中小型湖泊的面积和水量中拥有较大优势。对于部分湖泊,SWOT卫星能在其21天观测周期内进行多次观测,从而能在较短的时间间隔内得到湖泊面积和水量的变化,这使其在洪水监测等应用场景中有较高的潜在价值。

图 11 Jason与SWOT高度计对中国地区大于 0.1 km^2 的湖泊的观测次数直方图Fig. 11 Histogram of Jason and SWOT observation of lakes ($>0.1 \text{ km}^2$) in China

5 结 论

本研究使用CNES模拟工具生成了青藏地区昂拉仁错、仁青休布错、拉昂错和玛旁雍错4个典型湖泊的SWOT模拟数据。模拟研究表明,SWOT卫星观测湖泊平均水面高的精度优于 0.02 m ,与模拟真值时间序列的相关系数大于0.9。SWOT估计水面高和面积所产生的误差对湖泊静态水量估计误差的影响较小,而湖底地形的估计误差对湖泊水量估计的影响较大。GloBathy湖底地形数据集在湖泊最大深度的位置和估计值方面的误差仍较大,为湖泊水量估计带来较大不确定性。以昂拉仁错为例,基于原始的GloBathy数据和SWOT模拟数据得到的湖泊水量估计相对误差高达73%。而使用基于实测数据的湖底地形模型时,估算结果相对误差可显著降低至10%左右。因此,高精度湖底地形数据对准确估计湖泊水量具有积极作用。

SWOT卫星在观测湖泊方面具有以下优势。首先,相较于传统测高手段,SWOT卫星除了能够获取湖泊水面高度信息,还可以观测高精度的湖泊

面积信息。其次, SWOT卫星具有较高的时间分辨率, 能很好地观测地表水体的快速变化信息, 为洪水监测等应用提供重要支撑。最后, 相较于传统高度计而言, SWOT卫星采用观测范围较广的宽刈幅观测, 能观测到大量传统高度计无法覆盖的中小型湖泊。

本文针对SWOT的宽刈幅数据开展了湖泊的监测能力分析工作, 但尚未开展宽刈幅观测与传统星下点高度计的融合分析工作。此外, CNES模拟工具忽略了部分误差的影响, 例如球面近似和叠掩带来的影响等(Elmer等, 2020)。CNES模拟工具生成的SWOT数据尚不够完善, 所模拟生成的误差可能与真实SWOT数据的误差仍有一定差异。SWOT卫星在观测地表湖泊和河流方面拥有广阔的科学应用前景。为全面分析地表水的变化, 未来可以将SWOT卫星与重力卫星、其他水文遥感卫星资料以及地表实测资料相结合, 从而进一步加深对全球和区域水循环的理解。

志 谢 此研究中用到的湖底测深数据、高度计数据来源于国家青藏高原数据中心, 所使用的SWOT模拟工具来源于CNES机构。在此表示衷心的感谢!

参考文献(References)

- Altenau E H, Pavelsky T M, Durand M T, Yang X, de Moraes Frasson R P and Bendezu L. 2021. The surface water and ocean topography (SWOT) mission river database (SWORD): a global river network for satellite data products. *Water Resources Research*, 57(7): e2021WR030054 [DOI: 10.1029/2021WR030054]
- Biancamaria S, Lettenmaier D P and Pavelsky T M. 2016. The SWOT mission and its capabilities for land hydrology//Cazenave A, Champollion N, Benveniste J and Chen J, eds. *Remote Sensing and Water Resources*. Cham: Springer: 117-147 [DOI: 10.1007/978-3-319-32449-4_6]
- Birkett C, Reynolds C, Beckley B and Doorn B. 2011. From research to operations: the USDA global reservoir and lake monitor//Vignudelli S, Kostianoy A G, Cipollini P and Benveniste J, eds. *Coastal Altimetry*. Berlin: Springer: 19-50 [DOI: 10.1007/978-3-642-12796-0_2]
- Bonnema M and Hossain F. 2019. Assessing the potential of the surface water and ocean topography mission for reservoir monitoring in the Mekong River Basin. *Water Resources Research*, 55(1): 444-461 [DOI: 10.1029/2018WR023743]
- Bonnema M G, Sikder S, Hossain F, Durand M, Gleason C J and Bjerklie D M. 2016. Benchmarking wide swath altimetry-based river discharge estimation algorithms for the Ganges River system. *Water Resources Research*, 52(4): 2439-2461 [DOI: 10.1002/2015WR017296]
- Crétaux J F, Abarca-del-Río R, Bergé-Nguyen M, Arsen A, Drolon V, Clos G and Maisongrande P. 2016. Lake volume monitoring from space. *Surveys in Geophysics*, 37(2): 269-305 [DOI: 10.1007/s10712-016-9362-6]
- Crétaux J F, Arsen A, Calmant S, Kouraev A, Vuglinski V, Bergé-Nguyen M, Gennero M C, Nino F, Abarca Del Rio R, Cazenave A and Maisongrande P. 2011. SOLS: a lake database to monitor in the near real time water level and storage variations from remote sensing data. *Advances in Space Research*, 47(9): 1497-1507 [DOI: 10.1016/j.asr.2011.01.004]
- Downing J A, Prairie Y T, Cole J J, Duarte C M, Tranvik L J, Striegl R G, McDowell W H, Kortelainen P, Caraco N F, Melack J M and Middelburg J J. 2006. The global abundance and size distribution of lakes, ponds, and impoundments. *Limnology and Oceanography*, 51(5): 2388-2397 [DOI: 10.4319/lo.2006.51.5.2388]
- Durand M, Chen C, de Moraes Frasson R P, Pavelsky T M, Williams B, Yang X and Fore A. 2020. How will radar layover impact SWOT measurements of water surface elevation and slope, and estimates of river discharge? *Remote Sensing of Environment*, 247: 111883 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111883]
- Elmer N J, Hain C, Hossain F, Desroches D and Pottier C. 2020. Generating proxy SWOT water surface elevations using WRF-hydro and the CNES SWOT hydrology simulator. *Water Resources Research*, 56(8): e2020WR027464 [DOI: 10.1029/2020WR027464]
- Elmer N J, McCreight J and Hain C. 2021. Hydrologic Model parameter estimation in ungauged basins using simulated SWOT discharge observations. *Water Resources Research*, 57(10): e2021WR029655 [DOI: 10.1029/2021WR029655]
- Fu L L, Alsdorf D, Morrow R, Rodriguez E and Mognard N. 2012. SWOT: the Surface Water and Ocean Topography Mission. *Wide-Swath Altimetric Elevation on Earth*. Jet Propulsion Laboratory.
- Humphrey V, Rodell M and Eicker A. 2023. Using satellite-based terrestrial water storage data: a review. *Surveys in Geophysics*, 44(5): 1489-1517 [DOI: 10.1007/s10712-022-09754-9]
- Khazaei B, Read L K, Casali M, Sampson K M and Yates D N. 2022. GLOBathy, the global lakes bathymetry dataset. *Scientific Data*, 9(1): 36 [DOI: 10.1038/s41597-022-01132-9]
- Li Y, Gao H L, Zhao G and Tseng K H. 2020. A high-resolution bathymetry dataset for global reservoirs using multi-source satellite imagery and altimetry. *Remote Sensing of Environment*, 244: 111831 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111831]
- Messenger M L, Lehner B, Grill G, Nedeva I and Schmitt O. 2016. Estimating the volume and age of water stored in global lakes using a geo-statistical approach. *Nature Communications*, 7: 13603 [DOI: 10.1038/ncomms13603]
- Nair A S, Verma K, Karmakar S, Ghosh S and Indu J. 2022. Exploring the potential of SWOT mission for reservoir monitoring in Mahanadi Basin. *Advances in Space Research*, 69(3): 1481-1493 [DOI: 10.1016/j.asr.2021.11.019]
- Nguyen U N T, Pham L T H and Dang T D. 2019. An automatic water detection approach using Landsat 8 OLI and google earth engine cloud computing to map lakes and reservoirs in New Zealand. *Environmental Monitoring and Assessment*, 191(4): 235 [DOI: 10.1007/s10661-019-7355-x]
- Otlé C, Bernus A, Verbeke T, Pétrus K, Yin Z, Biancamaria S, Jost A, Desroches D, Pottier C, Perrin C, De Lavenne A, Flipo N and Ri-

- vière A. 2020. Characterization of SWOT water level errors on seine reservoirs and La Bassée gravel pits: impacts on water surface energy budget modeling. *Remote Sensing*, 12(18): 2911 [DOI: 10.3390/rs12182911]
- Schwatke C, Dettmering D, Bosch W and Seitz F. 2015. DAHITI-an innovative approach for estimating water level time series over inland waters using multi-mission satellite altimetry. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(10): 4345-4364 [DOI: 10.5194/hess-19-4345-2015]
- Soman M K and Indu J. 2022. Sentinel-1 based inland water dynamics mapping system (SIMS). *Environmental Modelling and Software*, 149: 105305 [DOI: 10.1016/j.envsoft.2022.105305]
- Sun M Z, Liu X, Wang H H, Yuan J J, Li C M and Guo J Y. 2022. Monitoring lake level change in La-ang Co from 1992 to 2020 using multi-altimeter data. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(1): 126-137 (孙明智, 刘新, 汪海洪, 袁佳佳, 李成名, 郭金运. 2022. 多源卫星测高数据监测拉昂错 1992 年—2020 年水位变化. *遥感学报*, 26(1): 126-137) [DOI: 10.11834/jrs.20221280]
- Wang J. 2018a. Bathymetric data of Laangcuo Lake (2017). National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data Center. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270018> (王君波. 2018a. 拉昂错测深数据(2017). 国家青藏高原数据中心. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270018>) [DOI: 10.11888/Hydro.tpcd.270018]
- Wang J. 2018b. Bathymetric data of Mapam Yumco Lake (2017). National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270079> (王君波. 2018b. 玛旁雍措测深数据(2017). 国家青藏高原数据中心. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270079>) [DOI: 10.11888/Hydro.tpcd.270079]
- Wang J. 2018c. Bathymetric data of Ngangla Ringco Lake (2017). National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data Center. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270057> (王君波. 2018c. 昂拉仁错测深数据(2017). 国家青藏高原数据中心. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270057>) [DOI: 10.11888/Hydro.tpcd.270057]
- Wang J. 2018d. Bathymetric data of Renqingxiubucuo Lake (2017). National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data Center. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270095> (王君波. 2018d. 仁青休布措测深数据(2017). 国家青藏高原数据中心. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270095>) [DOI: 10.11888/Hydro.tpcd.270095]
- Woolway R I, Kraemer B M, Lenters J D, Merchant C J, O'Reilly C M and Sharma S. 2020. Global lake responses to climate change. *Nature Reviews Earth and Environment*, 1(8): 388-403 [DOI: 10.1038/s43017-020-0067-5]
- Xiong J H, Guo S L, Jiang L G, Yin J B and Wang J. 2023. Exploring the potential of SWOT for water level monitoring in the Qinghai Lake. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(8): 1888-1898 (熊景华, 郭生练, 姜丽光, 尹家波, 王俊. 2023. SWOT 卫星对青海湖的水位监测潜力研究. *遥感学报*, 27(8): 1888-98) [DOI: 10.11834/jrs.20231628]
- Xu F L and Zhang G Q. 2021. Lake-level over the Tibetan Plateau using multi-sensor satellite altimetry data (2010-2020). National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data Center. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127251> (许凤林, 张国庆. 2021. 基于多源卫星测高数据的青藏高原湖泊水位(2010-2020). 国家青藏高原数据中心. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127251>) [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2021.127251]
- Yoon Y, Durand M, Merry C J, Clark E A, Andreadis K M and Alsord D E. 2012. Estimating river bathymetry from data assimilation of synthetic SWOT measurements. *Journal of Hydrology*, 464-465: 363-375 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.07.028]
- Zhang G Q. 2019a. Dataset of river basins map over the TP (2016). National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data Center. <https://doi.org/10.11888/BaseGeography.tpe.249465.file> (张国庆. 2019a. 青藏高原流域边界数据集(2016). 国家青藏高原数据中心. <https://doi.org/10.11888/BaseGeography.tpe.249465.file>) [DOI: 10.11888/BaseGeography.tpe.249465.file]
- Zhang G Q. 2019b. China lake dataset (1960s-2020). National Tibetan Plateau/Third Pole Environment Data Center. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270302> (张国庆. 2019b. 中国湖泊数据集(1960s-2020). 国家青藏高原科学数据中心. <https://doi.org/10.11888/Hydro.tpcd.270302>) [DOI: 10.11888/Hydro.tpcd.270302]
- Zhang G Q, Luo W, Chen W F and Zheng G X. 2019. A robust but variable lake expansion on the Tibetan Plateau. *Science Bulletin*, 64(18): 1306-1309 [DOI: 10.1016/j.scib.2019.07.018]
- Zhang G Q, Xie H J, Kang S C, Yi D H and Ackley S F. 2011. Monitoring lake level changes on the Tibetan Plateau using ICESat altimetry data (2003-2009). *Remote Sensing of Environment*, 115(7): 1733-1742 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.03.005]
- Zhang Y, Zhang G Q and Zhu T T. 2020. Seasonal cycles of lakes on the Tibetan Plateau detected by Sentinel-1 SAR data. *Science of the Total Environment*, 703: 135563 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.135563]

Analysis of the potential of SWOT mission to estimate lake water storage using simulated data: A case study in the Qinghai-Tibet Plateau

LIANG Weixuan, FENG Wei, SUN Mingzhi, ZHONG Min

1. School of Geospatial Engineering and Science, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China;

2. Key Laboratory of Comprehensive Observation of Polar Environment(Sun Yat-sen University), Ministry of Education, Zhuhai 519082, China

Abstract: Lakes, known as “sentinels” of global climate change, are key contributors to the worldwide water cycle. Accurately estimating lake water storage and its fluctuations is crucial to forecasting global climate change. The Surface Water and Ocean Topography (SWOT)

mission, launched in December 2022, offers comprehensive observations of the world's lakes, providing a major advancement in our understanding of lakes on a global scale. To utilize SWOT data in the future, this study conducts simulations and evaluates the application potential in lake storage estimation of SWOT mission. We generate SWOT lake data, estimate the simulated water storage of four lakes located on the Qinghai-Tibet Plateau, analyze the errors of lake water storage derived from SWOT simulation data, and suggest necessary considerations for future use of SWOT mission in estimating lake water storage. By addressing these issues, we hope to offer valuable insights for more accurate utilization of SWOT data in estimating lake water storage in the future.

In this experiment, we employed the CNES SWOT hydrology toolbox to generate simulated data of lakes. The toolbox contains three primary components: large-scale simulator, RiverObs, and LOCNES. The tool computes the lake extent data intersected by the SWOT wide swath. Subsequently, the tool generates point cloud data within the overlapping area. Each point cloud dataset contains detailed information, including the water surface height. Next, the RiverObs tool was employed to create SWOT river data in shapefile format. Finally, the LOCNES tool was used to generate lake data from the data not categorized as part of the river system.

The National Tibetan Plateau Scientific Data Center (TPDC) provides bathymetry point data for four lakes. This study uses Topo to Raster in ArcGIS to generate the lake bathymetry. In addition, this study uses the global lake bathymetry GloBathy. We used the true maximum depth data of four lakes provided by the TPDC to regenerate modified GloBathy data. In summary, this experiment obtained three sets of lake bathymetry data of four lakes, including true bathymetry (tru), initial GloBathy (ori), and modified GloBathy (mod).

Last, this study used the SWOT-simulated data to estimate the lake water storage. We analyzed the effect of errors in SWOT mission on lake storage estimation. In the SWOT PIXC data, the errors of majority of water surface elevation measurements are less than 1 m. After averaging at the scale of the lakes, the errors were mostly within 0.02 m. The error of the water surface height measured by most SWOT point clouds was less than 1 m. The correlation coefficient between the simulated water surface height sequence of the SWOT mission and the real sequence exceeded 0.9, indicating that the SWOT mission can well reflect the seasonal changes in the lake water surface height. The relative error in estimating lake area from SWOT observations was less than 10% due to the dark water effect. In this study, SWOT-simulated data were used to estimate lake water storage using three types of lake bathymetry. It showed that the errors in water surface elevation had a relatively small effect on the accuracy of lake water volume estimation, while the errors in estimating the lake topography had a more considerable effect on the accuracy of lake water volume estimation.

The research indicates that the SWOT mission has remarkable prospects for lake water volume estimation. Obtaining higher-precision prior data on lake depths is critical for improving accuracy in lake water storage estimation in the future. In the future, we can combine SWOT mission data with other hydrological satellite data and surface measurement data to obtain more accurate water storage changes in surface water.

Key words: Tibetan Plateau, Surface Water and Ocean Topography (SWOT), CNES hydrology simulator, lake area, lake water storage, lake bathymetry

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42061134010); Fundamental Research Funds for the Central Universities, Sun Yat-sen University (No. 22lgqb09, 23xkjc012)