

千岛湖水体表层温度遥感估算方法对比

张琳敏¹, 梅格致¹, 刘明亮², 李渊¹, 施坤^{3,4}, 朱梦圆³, 李慧赞³,
郭宇龙⁵, 王嘉诚¹

1. 浙江工商大学 旅游与城乡规划学院, 杭州 310018;

2. 杭州市生态环境科学研究院, 杭州 310014;

3. 中国科学院南京地理与湖泊研究所 湖泊与环境国家重点实验室, 南京 210008;

4. 中国科学院大学, 北京 100049;

5. 河南农业大学 资源与环境学院, 郑州 450002

摘要: 湖泊水体表层温度是气候和环境变化的重要指示因子, 遥感技术是水体表层温度监测的重要手段。温度反演算法在不同湖库水体的适用性各异, 针对清洁型深水湖库的水体表层温度反演算法适用性仍有待进一步研究。本研究以千岛湖为研究区, 利用 Landsat 8 卫星数据, 对比了基于辐射传输方程的算法 (RTE)、单窗算法 (MWA)、普适性单通道算法 (GSCA)、实用单通道算法 (PSCA)、劈窗算法 (SWA_D 和 SWA_G) 和 Landsat 8 Collection 2 Level-2 (C2L2) 温度产品的精度, 探究了各算法中相关参数的适用性和敏感性, 刻画了千岛湖 2013 年—2021 年水体表层温度时空分布特征。研究结果表明: (1) 针对 Landsat 8 数据的第 10 和 11 波段, 千岛湖最适宜的水体比辐射率分别为 0.9926 和 0.9877; (2) 整体上, 劈窗算法的精度优于单通道算法, Landsat 温度产品的估算精度适中。其中, 劈窗算法 SWA_G 精度最优, 平均相对误差 (MAPE) 为 7.61%, 均方根误差 (RMSE) 为 2.0 °C; (3) 千岛湖水体表层温度具有显著的时空分异特征。季节上, 千岛湖水体表层温度冬季最低 (14.2 ± 0.6 °C), 夏季最高 (31.0 ± 0.5 °C)。空间上, 西北库区 (23.0 ± 0.3 °C) 和西南库区 (22.8 ± 0.2 °C) 水体表层温度最高, 东北库区 (22.2 ± 0.3 °C) 水体表层温度最低。本研究验证了不同温度反演算法在清洁型深水湖库的适用性, 为清洁型深水湖库水体表层温度反演提供了经验借鉴。

关键词: 遥感, 水温, Landsat, 千岛湖, 水体比辐射率, 敏感性分析

中图分类号: P2

引用格式: 张琳敏, 梅格致, 刘明亮, 李渊, 施坤, 朱梦圆, 李慧赞, 郭宇龙, 王嘉诚. 2024. 千岛湖水体表层温度遥感估算方法对比. 遥感学报, 28(8): 2113–2130

Zhang L M, Mei G Z, Liu M L, Li Y, Shi K, Zhu M Y, Li H Y, Guo Y L and Wang J C. 2024. Comparison of lake surface water temperature retrieval algorithms: A case study of Lake Qiandaohu. National Remote Sensing Bulletin, 28(8): 2113–2130 [DOI:10.11834/jrs.20232460]

1 引言

在全球变暖和人类活动加剧的双重影响下, 湖泊生态环境面临巨大压力, 湖泊增温、水质恶化、蓝藻水华暴发等问题频发 (Xie 等, 2022; Zhang 等, 2018; 周博天 等, 2022)。湖泊水体表层温度可以表征水气界面的能量交换 (Alcântara 等, 2010; Sima 等, 2013), 调控水体水柱中的热

量传导 (Sharma 等, 2015; Gu 等, 2021), 影响浮游植物和浮游动物的组成、生长过程和生物量 (Adrian 等, 2009; Zhu 等, 2020), 是气候变化、湖泊水质、湖泊生态系统健康的重要指示因子 (Hutorowicz, 2020; Fricke 等, 2021)。因此, 监测湖泊水体表层温度, 掌握湖泊水体表层温度的时空分布特征及驱动因素, 分析湖泊水体表层温度与气候变化的响应关系, 有助于制定科学、有

收稿日期: 2022-09-26; 预印本: 2023-02-05

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: U22A20561, 41922005, 42071333); 中国科学院科研仪器研制项目 (编号: YJKYYQ20200071); 中国科学院南京地理与湖泊研究所青年科学家小组项目 (编号: E1SL002); 杭州市社会发展科研专项 (编号: 20140533B11); 浙江省大学生科技创新活动计划 (编号: JS2021847270)

第一作者简介: 张琳敏, 研究方向为城市环境遥感。E-mail: Z17816721560@163.com

通信作者简介: 李渊, 研究方向为水环境遥感。E-mail: liyuan@mail.zjgsu.edu.cn

效的湖泊生态环境保护对策。

传统的原位水温测量方法,需要消耗大量人力物力,所得数据在时间和空间上不连续,难以准确刻画湖泊水体表层温度的长时序、大尺度变化(Zhao等,2020)。随着卫星遥感技术的不断发展,越来越多的卫星传感器被用来监测湖泊水体表层温度。常用的卫星传感器有MODIS(Ghent等,2019)、Landsat系列卫星的传感器(Sekertekin和Bonafoni,2020;Du等,2019)、AVHRR(Liu等,2019)、ATSR(Kogler等,2012)和ASTER(Singh等,2022)。由于Landsat系列卫星数据具有较长时间的数据积累和中高空间分辨率(30 m),Landsat系列卫星数据成为受欢迎的地表温度反演数据源。

一般地,地表温度反演算法可以分为单通道算法(Chatterjee等,2017;覃志豪等,2003;Bendib等,2017;Jiménez-Muñoz和Sobrino,2003;Jiménez-Muñoz等,2009;Wang等,2016,2019b)、多通道算法(McMillin,1975;Wan和Dozier,1996;Rozenstein等,2014;Jiménez-Muñoz等,2014)和多角度算法(Li等,2013)3类。为准确估算湖泊水体表层温度,国内外学者在不同湖泊开展了大量的地表温度遥感估算算法对比研究。例如,陈争等(2020)利用Landsat 8数据,在太湖对比了辐射传输算法、单窗算法和两个劈窗算法的性能,结果显示Jiménez-Muñoz等(2014)构建的劈窗算法精度最优。Tavares等(2019)在巴西南部的一个亚热带浅水湖泊(Mangueira湖),对比了两种MODIS温度产品(MOD11和MOD28)和基于Landsat ETM+数据的3种地表温度反演算法的精度,研究发现MOD11温度产品在Mangueira湖具有更高的精度。Sharaf等(2019)利用Landsat 8数据,在黎巴嫩的富营养型湖泊(Karaoun湖),分析了辐射传输方程法、单通道算法及单窗算法的适用性,发现单通道算法估算精度最优。由此可以看出,不同算法在不同研究区的适用性不同。此外,不同地表温度反演算法中地表温度对算法参数的敏感性各异。例如,对于辐射传输算法而言,当大气透过率的误差改变2.5%,地表温度估算的均方根误差会增加2℃(Tavares等,2019)。Prats等(2018)研究发现,单通道算法对大气水汽含量不敏感。当大气水汽含量减少50%,反演温度仅降低约0.2—0.3℃。因此,广泛地在不同类

型湖泊水体中对比不同地表温度反演算法的精度,探究其中参数的最优估计和敏感性,有助于更全面掌握不同算法的适用性,从而更准确的估算水体表层温度。然而,目前针对贫中营养型深水湖泊(水库)的水体表层温度反演算法适用性分析和对比研究尚不多见。

千岛湖是中国东部地区最大的人工淡水湖,具有旅游、渔业养殖、防洪抗旱和饮用水供给等功能,在地方社会经济发展和区域生态环境保护中扮演着重要角色。但是,近年来千岛湖面临诸多水环境问题(朱广伟等,2022;Li等,2018,2020)。为此,本研究以千岛湖为研究区,利用Landsat 8数据,对比不同水体表层温度反演算法的精度,探究其中参数的敏感性和适用性,刻画水体表层温度的时空分布特征,以期摸清不同温度反演算法在贫中营养型深水湖泊(水库)的适用性,掌握水体表层温度的时空演化规律,为千岛湖水环境保护提供技术和理论支撑。

2 数据与方法

2.1 研究区概况与浮标站点分布

千岛湖,又名新安江水库,地处浙江省淳安县,是一座典型的山谷特大型深水水库,在设计水位为108 m时,水库面积573.33 km²,平均水深31.13 m(朱广伟等,2022)。作为中国首批水质良好湖泊,千岛湖水体富营养化状态处于贫一中营养型水平(Shi等,2019),是长三角地区重要的战略水源地和水源涵养区。千岛湖是杭州、嘉兴等周边城市的重要饮用水水源地,千岛湖水质安全直接关系到周边地区约1500万人的生命健康(张运林等,2022)。

千岛湖中布设了14个浮标水质观测站(图1),这些浮标水质观测站分布在全湖不同水体区域,可以表征千岛湖不同水体水环境特征。浮标站点上配备了YSI EXO2水质多参数监测仪,可以全天候动态监测水体剖面水质参数信息。本研究以水面以下0.5 m处的水温数据作为千岛湖水体表层温度。浮标站的水质参数监测时间频率有30 min和4 h两大类。其中,时间分辨率为4 h的浮标站,每天在0:00时,4:00时,8:00时,12:00时,16:00时,20:00时进行水体剖面水质监测;时间分辨率

为 30 min 的浮标站, 每天自 0:00 起, 每 30 min 采集一次水体表层水质信息。

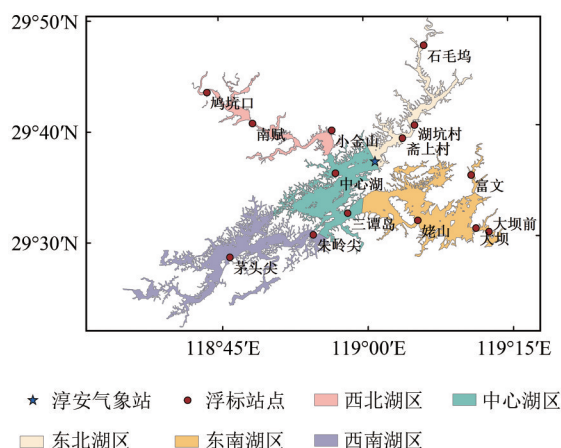


图1 研究区概况图

Fig. 1 The location of Lake Qiandaohu and the buoy stations

2.2 Landsat 8 卫星数据和浮标水温数据

为刻画千岛湖水体表层温度时空分布特征,本

研究从美国地质调查局官网 (<https://earthexplorer.usgs.gov/>[2022-09-26]) 获取了 2013 年—2021 年千岛湖地区 (影像行列号为 120/039) 共计 37 景 Landsat 8 Collection 1 Level-1 (C1L1) 无云数据 (图 2)。Landsat 8 卫星数据在千岛湖的过境时间为上午 10 时 30 分左右。

另一方面,本研究获取了2016年2月至2018年4月间的千岛湖各浮标站点的水温监测数据。参考前人提出的星地同步数据匹配规则(宋挺等, 2015; Liu等, 2015),本研究选择浮标观测时间与卫星过境时间误差为10 min内的浮标数据作为星地同步数据,用于验证不同温度反演算法的精度和适用性。经过筛选,本研究共匹配63个星地同步的浮标水温数据和8景星地同步的Landsat 8 C1L1卫星影像。为验证Landsat 8 Collection 2 Level-2 (C2L2)温度产品的数据精度,同步获取了与8景星地同步的Landsat 8 C1L1卫星影像成像时间一致的Landsat 8 C2L2数据。

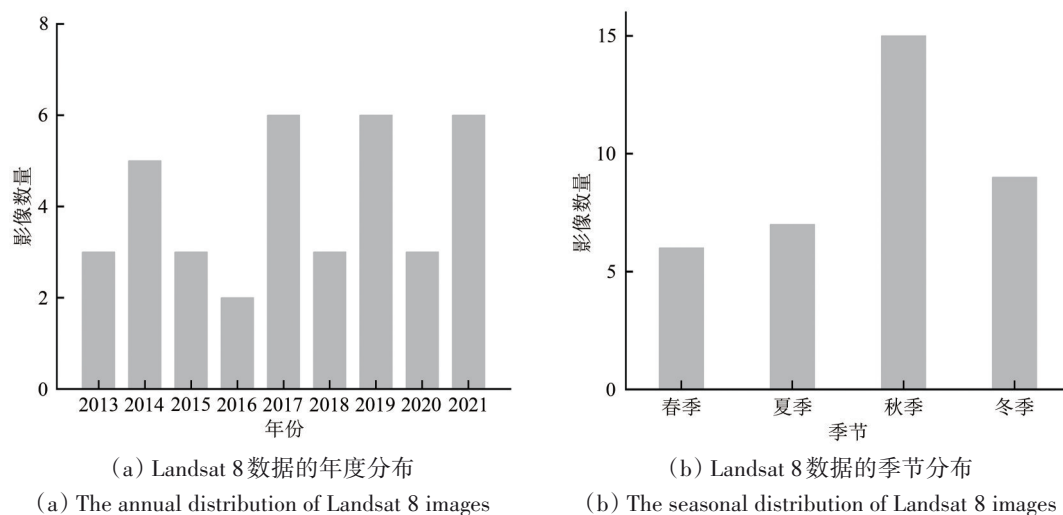


图2 Landsat 8数据的年度和季节时间分布
Fig. 2 Annual and seasonal distribution of Landsat 8 images

8景星地同步卫星影像的成像时间分别为：2016年2月25日，2016年3月28日，2017年2月11日，2017年5月18日，2017年10月9日，2017年10月25日，2017年12月12日和2018年4月19日。同时，63个星地同步的浮标水温数据最小值为10.93℃，最大值为27.64℃，均值为18.07℃。由此可以看出，星地同步数据覆盖了春季、春末夏初、秋季和冬季，拥有较大的数据覆盖范围，具有一定的代表性。

另外, 为避免水陆边界混合像元对水体表层温度遥感估算精度的影响, 本研究沿千岛湖水陆边界向内掩膜 30 m (Li 等, 2022), 在此空间范围内进行千岛湖水体表层温度反演。

2.3 水体表层温度反演算法

结合 Landsat 8 数据波段设置及各种水体表层温度反演算法的特征, 本研究拟对比 6 种水体表层温度估算方法及 Landsat 8 C2L2 温度产品在千岛湖地区的适用性。

2.3.1 基于辐射传输方程的算法 RTE (Radiative Transfer Equation)

RTE算法是基于大气辐射传输模型, 利用大气透过率、大气上行及下行辐射亮度和水体比辐射率数据, 实现水体表层温度估算。该算法具有明确的物理基础和良好的计算精度, 但存在计算过程复杂、大气参数获取难等缺点 (段四波 等, 2021)。

RTE算法的计算公式如式 (1)–式 (2) 所示:

$$L_{\lambda} = (\varepsilon B(T_s) + (1 - \varepsilon)L_{\downarrow})\tau + L_{\uparrow} \quad (1)$$

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{B(T_s)} + 1\right)} - 273.15 \quad (2)$$

式中, T_s 为水体表层温度 ($^{\circ}\text{C}$), L_{λ} 为热辐射亮度 ($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}\cdot\mu\text{m}^{-1}$), ε 为水体比辐射率, $B(T_s)$ 表示温度为 T_s 时的黑体热辐射亮度 ($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}\cdot\mu\text{m}^{-1}$), τ 为热红外波段的大气透过率, $L_{\uparrow}$ 和 $L_{\downarrow}$ 为大气上行、下行辐射亮度 ($\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}\cdot\mu\text{m}^{-1}$)。其中, τ 、 $L_{\uparrow}$ 和 $L_{\downarrow}$ 可以根据卫星数据的获取时间及卫星图像中心经纬度, 在网站 <http://atmcorr.gsfc.nasa.gov> [2022-09-26] 上进行计算获取。常数 K_1 、 K_2 可从卫星数据元文件中获得。

2.3.2 单窗算法 MWA (Mono-window Algorithm)

为了减少对大气参数的依赖, 覃志豪等 (2001) 提出了 MWA 算法。该算法通过引入大气平均作用温度 (T_a) 参数, 简化了计算过程, 提升了算法普适性 (段四波 等, 2021)。相比于 RTE 算法, MWA 算法减少了输入的大气参数数量, 只需要输入大气平均作用温度、大气透过率和地表比辐射率 3 个参数, 即可完成水体表层温度估算。

MWA 算法计算公式如式 (3)–式 (6) 所示:

$$T_s = \frac{1}{C} \left(a(1 - C - D) + (b(1 - C - D) + C + D)T_{\text{sensor}} - DT_a \right) - 273.15 \quad (3)$$

$$T_{\text{sensor}} = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_{\text{sensor}}} + 1\right)} \quad (4)$$

$$C = \tau\varepsilon \quad (5)$$

$$D = (1 - \tau)(1 + (1 - \varepsilon)\tau) \quad (6)$$

式中, T_s 为水体表层温度 ($^{\circ}\text{C}$), τ 为大气透过率, ε 为水体比辐射率, T_{sensor} 为传感器上的亮度温度, L_{sensor} 为传感器上的辐射亮度, $a = -67.355351$, $b = 0.458606$, T_a 是大气平均作用温度 (K)。本研究利

用近地面温度 T_0 (K) 估算 T_a , 估算方程如表 1 所示 (Ndossi 和 Avdan, 2016)。 T_0 数据源自于淳安气象站的实测气温数据。 τ 值在网站 <http://atmcorr.gsfc.nasa.gov> [2022-09-26] 上进行计算获取。

表 1 大气平均作用温度 T_a 的估算方程

Table 1 Equations for modeling the effective mean atmospheric temperature

大气模式	估算方程
中纬度夏季大气	$T_a = 16.0110 + 0.92621T_0$
中纬度冬季大气	$T_a = 19.2704 + 0.91118T_0$

2.3.3 普适性单通道算法 GSCA (Generalized Single-Channel Algorithm)

为构建一种多传感器适用的地表温度反演算法, Jiménez-Muñoz 和 Sobrino (2003) 提出了 GSCA 算法。该算法可以应用于任意半高宽约为 $1\mu\text{m}$ 的热红外传感器, 其输入参数为热红外波段的等效波长、大气水汽含量和地表比辐射率 3 个参数。2009 年和 2014 年, GSCA 算法被进一步推广应用于 Landsat TM、ETM+ 和 TIRS 传感器 (Jiménez-Muñoz 等, 2009, 2014)。GSCA 算法因良好的传感器通用性和对大气参数的弱依赖性被广泛应用。

GSCA 算法的计算公式如式 (7)–式 (10) 所示:

$$T_s = \gamma \left(\frac{1}{\varepsilon} (\psi_1 L_{\text{sensor}} + \psi_2) + \psi_3 \right) + \delta - 273.15 \quad (7)$$

$$\gamma \approx \frac{\lambda T_{\text{sensor}}^2}{C_2 L_{\text{sensor}}} \quad (8)$$

$$\delta \approx T_{\text{sensor}} - \frac{\lambda T_{\text{sensor}}^2}{C_2} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} \psi_1 \\ \psi_2 \\ \psi_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega^2 \\ \omega \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, T_s 为水体表层温度 ($^{\circ}\text{C}$), L_{sensor} 为传感器上的辐射亮度, ε 为水体比辐射率, $C_2 = 1.43877 \times 10^4 \mu\text{m}\cdot\text{K}$ 。 T_{sensor} 为传感器上的亮度温度, 其计算公式如式 (4) 所示; λ 为等效波长, 本研究选取 Landsat 8 TIRS 第 10 波段的等效波长, 取值为 $10.904\mu\text{m}$; ω 为大气水汽含量, 其计算公式如式 (11) 所示 (Ndossi 和 Avdan, 2016; Sekertekin 和 Bonafoni, 2020)。

$$\omega = 0.0981 \times \left(10 \times 0.6108 \times \exp\left(\frac{17.27 \times (T_0 - 273.15)}{237.3 + (T_0 - 273.15)}\right) \times RH \right) + 0.1679 \quad (11)$$

式中, T_0 为近地面气温 (K), RH 为相对湿度, 两个数据的取值源自于淳安气象站。

Jiménez-Muñoz 等 (2014) 给出了 Landsat 8 TIRS 的大气功能参数 ψ_1 、 ψ_2 和 ψ_3 的估算系数, 如式 (12) 所示:

$$C = \begin{bmatrix} 0.04019 & 0.02916 & 1.01523 \\ -0.38333 & -1.50294 & 0.20324 \\ 0.00918 & 1.36072 & -0.27514 \end{bmatrix} \quad (12)$$

2.3.4 实用单通道算法 PSCA (Practical Single-Channel Algorithm)

为了减少单通道算法中因普朗克函数线性化求解和大气效应校正引入的误差, Wang 等 (2019b) 提出了 PSCA 算法。该算法的输入参数为大气水汽含量或大气水汽含量和近地表气温。通过与地面实测数据对比, Wang 等 (2019b) 发现仅利用大气水汽含量的 PSCA 算法精度略优于使用大气水汽含量和近地表气温的 PSCA 算法。

PSCA 算法计算公式如式 (13)~式 (14) 所示:

$$T_s = \frac{C_2/\lambda}{\ln\left(\frac{C_1}{\lambda^5 B(T_s)} + 1\right)} - 273.15 \quad (13)$$

$$B(T_s) = a_0 + a_1\omega + (a_2 + a_3\omega + a_4\omega^2)\frac{1}{\varepsilon} + (a_5 + a_6\omega + a_7\omega^2)\frac{1}{\varepsilon} L_{\text{sensor}} \quad (14)$$

式中, T_s 为水体表层温度 ($^{\circ}\text{C}$), L_{sensor} 为传感器上的辐射亮度, ε 为水体比辐射率, λ 为等效波长, 取值为 $10.904 \mu\text{m}$; $C_1=1.19104\times 10^8 \text{ W}\cdot\mu\text{m}^4\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{sr}^{-1}$, $C_2=1.43877\times 10^4 \mu\text{m}\cdot\text{K}$; $B(T_s)$ 表示温度为 T_s 时的黑体热辐射亮度, 系数 a_k ($k=0, 1, 2, 3, \dots, 7$) 的取值参考 Wang 等 (2019b) 的结果; ω 为大气水汽含量, 计算公式如式 (11) 所示。

2.3.5 劈窗算法 SWA (Split-Window Algorithm)

SWA 算法可以利用传感器自身的两个相邻热红外通道数据实现大气效应的校正, 克服了大气实时参数数据获取难的问题。本研究采用 Wan (2014) 提出的劈窗算法, 计算公式如式 (15) 所示:

$$T_s = b_0 + \left(b_1 + b_2 \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} + b_3 \frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2}\right) \frac{T_i + T_j}{2} + \left(b_4 + b_5 \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} + b_6 \frac{\Delta\varepsilon}{\varepsilon^2}\right) \frac{T_i - T_j}{2} + b_7(T_i - T_j)^2 - 273.15 \quad (15)$$

式中, T_s 为水体表层温度 ($^{\circ}\text{C}$), T_i 和 T_j 分别是在等效波长为 i ($\sim 11.0 \mu\text{m}$) 和 j ($\sim 12.0 \mu\text{m}$) 处测得的传感器上的亮度温度, 计算公式如式 (4) 所示; ε 是两个波段的平均水体比辐射率 ($\varepsilon = \frac{1}{2}(\varepsilon_i + \varepsilon_j)$), $\Delta\varepsilon$ 是两个波段的水体比辐射率差 ($\Delta\varepsilon = \varepsilon_i - \varepsilon_j$)。Du 等 (2015) 和 Gerace 等 (2020) 分别利用不同的地面实测数据对系数 b_k 进行了模拟和训练。本研究中系数 b_k ($k=0, 1, \dots, 7$) 的取值分别参考 Du 等 (2015) (SWA_D) 和 Gerace 等 (2020) (SWA_G) 的结果进行算法性能分析。

2.3.6 Landsat 8 C2L2 温度产品

Landsat 8 数据的 C2L2 产品提供了地表温度数据。本研究利用式 (16) 对 Landsat 8 温度产品数据进行数据预处理和温度单位换算。计算公式如下:

$$T_s = 0.00341802 \times DN + 149.0 - 273.15 \quad (16)$$

式中, T_s 为水体表层温度 ($^{\circ}\text{C}$), DN 为热红外传感器第 10 波段像素值, 单位为 K。

2.4 水体比辐射率遴选

通过文献查阅, 本文筛选了 8 组常用的水体比辐射率值 (表 2), 结合不同反演算法, 分析不同水体比辐射率的适用性。

表 2 常用的 8 组水体比辐射率
Table 2 Eight groups of water surface emissivity

组别	水体比辐射率值	来源
1	$\varepsilon_{10}=0.9926$ $\varepsilon_{11}=0.9877$	MODIS University of California, Santa Barbara (UCSB) Emissivity Library (Vanhellemont, 2020)
2	$\varepsilon_{10}=0.992$ $\varepsilon_{11}=0.998$	MODIS University of California, Santa Barbara (UCSB) Emissivity Library (Du 等, 2015)
3	$\varepsilon_{10}=0.99683$ $\varepsilon_{11}=0.99254$	ECOSTRESS Spectral Library (宋挺 等, 2015)
4	$\varepsilon_{10}=0.99383$ $\varepsilon_{11}=0.99254$	ECOSTRESS Spectral Library (何好 等, 2020)
5	$\varepsilon_{10}=0.99683$ $\varepsilon_{11}=0.975115$	ECOSTRESS Spectral Library (吴亮和姚昆, 2018)
6	$\varepsilon_{10}=0.9908$ $\varepsilon_{11}=0.9902$	ECOSTRESS Spectral Library (于梦馨和刘波, 2018)
7	$\varepsilon_{10}=0.991$ $\varepsilon_{11}=0.986$	ECOSTRESS Spectral Library (张爱因和张晓丽, 2019)
8	$\varepsilon_{10}=0.992$ $\varepsilon_{11}=0.9890$	ECOSTRESS Spectral Library (Meerdink 等, 2019)

2.5 算法参数敏感性分析

本研究借鉴宋挺等（2015）的方法进行参数敏感性分析。该方法假定在其他参数不变的情况下，某一参数有一微小误差，分析由这一微小误差给算法带来的精度误差。具体地，可利用式（17）分析参数误差引起水体表层温度的反演误差：

$$\Delta T_s = |T_s(X + \Delta X) - T_s(X)| \tag{17}$$

式中， X 是敏感性分析所针对的变量， ΔX 是该变量可能产生的误差， $T_s(X + \Delta X)$ 和 $T_s(X)$ 是当自变量分别为 $X + \Delta X$ 和 X 时反演得到的水体表层温度。

在进行水体表层温度反演算法的参数敏感性分析时，我们以8景星地同步卫星数据为遥感数据源，以63个星地同步地面数据为验证数据，分析当某一参数引入误差后，水体表层温度反演算法的估算误差。当分析某一参数的敏感性时，水体表层温度反演算法中的其他参数则依据卫星影像的过境时间，利用2.3节各参数的获取或计算方式进行估算。表3中列出了各卫星成像日期时的大气参数取值。考虑到卫星数据获取日为晴朗无云的天气条件，本研究假设大气水汽含量等大气参数在千岛湖具有空间一致性。

表3 卫星成像日期的大气参数取值
Table 3 Atmospheric parameter values at each satellite imaging date

日期	大气水汽含量/ (g/cm ²)	大气平均作用 温度/K	上行辐射亮度/ (W·m ⁻² ·sr ⁻¹ ·μm ⁻¹)	下行辐射亮度/ (W·m ⁻² ·sr ⁻¹ ·μm ⁻¹)	大气 透过率
2016-02-25	0.87	275.63	0.47	0.81	0.92
2016-03-28	1.06	279.09	0.43	0.75	0.94
2017-02-11	0.58	272.99	0.16	0.29	0.97
2017-05-18	1.88	290.31	1.91	3.13	0.77
2017-10-09	2.61	293.74	2.73	4.26	0.69
2017-10-25	1.20	284.10	0.72	1.25	0.9
2017-12-12	0.67	275.45	0.32	0.56	0.95
2018-04-19	1.66	286.38	0.94	1.61	0.89

3 结果分析

3.1 水体比辐射率的适用性分析

对于RTE、MWA、PSCA、GSCA等4种单通道算法，使用第10波段的水体比辐射率（表2）；对于SWA_D、SWA_G两种劈窗算法，使用第10、11两个波段的水体比辐射率（表2）。基于6种地表温度反演算法，结合卫星-浮标同步匹配数据，对比不同水体比辐射率下各地表温度反演算法的精度。利用平均相对误差（MAPE）来衡量和评价不同水体比辐射率在不同算法中的表现（表4）。

从表4中可以看出，不同温度反演算法在千岛湖水体表层温度估算中的最适宜水体比辐射率各不相同。对于RTE算法来说，水体比辐射率最佳值为第7组，MAPE为9.14%；对于MWA和GSCA算法来说，第6组比辐射率为最佳值，MAPE分别为10.44%和10.62%；对于PSCA算法来说，第2组和第8组是最佳比辐射率值，其MAPE均为10.70%；对于SWA_G算法来说，水体比辐射率最

佳值为第4组，其MAPE分别为7.61%；对于SWA_D算法来说，水体比辐射率最佳值为第5组，其MAPE为8.29%。同时，我们也发现各地表温度反演算法在第一组水体比辐射率下的MAPE值要小于相应温度反演算法在8组水体比辐射率下的MAPE均值。该结果表明，第1组比辐射率具有较好的适用性和稳健性，且水体表层温度反演精度较高，适用于6种算法。

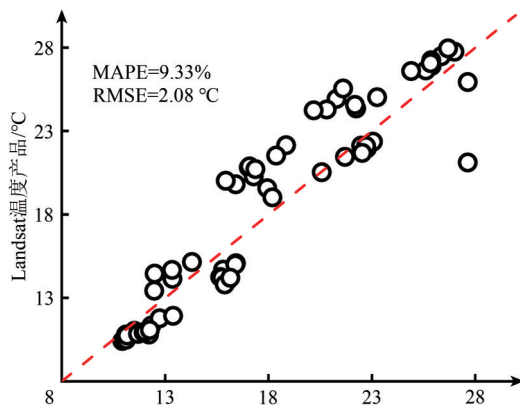
表4 不同水体比辐射率的适用性分析
Table 4 Applicability analysis of different water surface emissivity

组别	MAPE						/%
	RTE	MWA	PSCA	GSCA	SWA_D	SWA_G	
1	9.31	10.65	10.86	10.77	9.98	7.80	
2	9.25	10.58	10.70	10.72	13.90	8.97	
3	9.78	11.14	11.18	11.15	9.45	7.90	
4	9.45	10.79	10.96	10.87	10.95	7.61	
5	9.78	11.14	11.18	11.15	8.29	10.66	
6	9.69	10.44	10.73	10.62	11.79	7.99	
7	9.14	10.46	10.74	10.64	10.23	7.78	
8	9.25	10.58	10.70	10.72	10.71	7.80	
均值	9.46	10.72	10.88	10.83	10.66	8.31	

3.2 千岛湖水体表层温度遥感估算算法对比

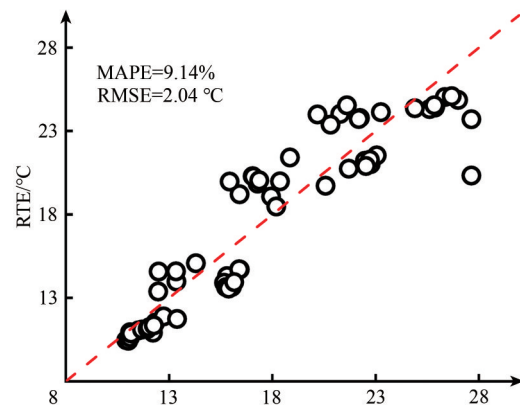
Landsat 8 C2L2 产品和 6 种地表温度反演算法在各自最优的水体比辐射率条件下的反演精度对比如图 3 所示。结果表明, SWA_G 和 SWA_D 算法的精度最优, Landsat8 C2L2 产品的精度适中, GSCA 和 PSCA 算法精度最低。其中, SWA_G 和 SWA_D 算法的 MAPE 分别为 7.61% 和 8.29%, 均方

根误差 (RMSE) 分别为 2.0 °C 和 1.94 °C; PSCA 算法的 MAPE 和 RMSE 分别为 10.70% 和 2.34 °C。在最优水体比辐射率的条件下, 大气参数的精度成为影响各温度反演算法的主要因素。MAW、GSCA 和 PSCA 算法的精度较低, 可能是由于大气平均作用温度和大气水汽含量的经验估算存在一定误差导致的。



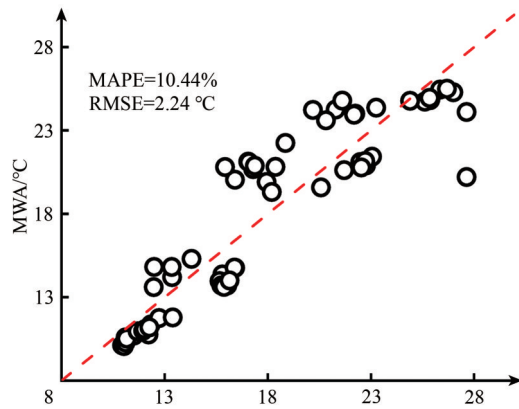
(a) Landsat 8 C2L2 产品精度验证

(a) The validation results of Landsat C2L2 product



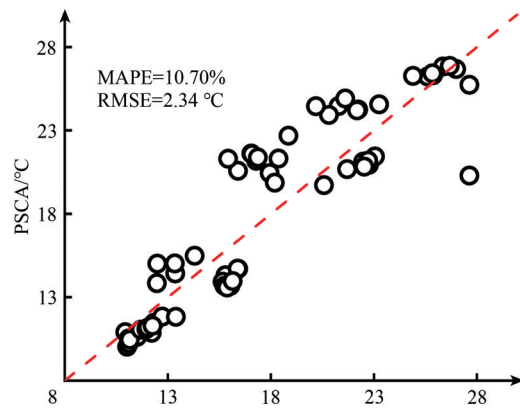
(b) RTE 算法精度验证

(b) The validation results of RTE algorithm



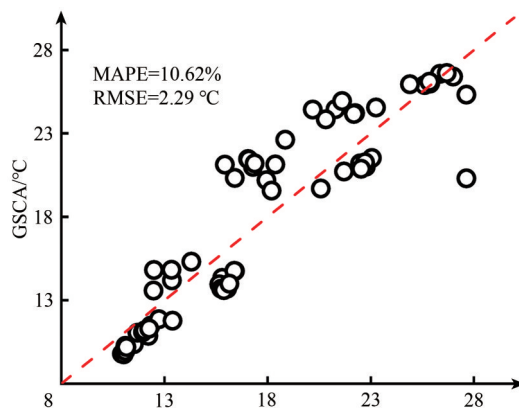
(c) MWA 算法精度验证

(c) The validation results of MWA algorithm



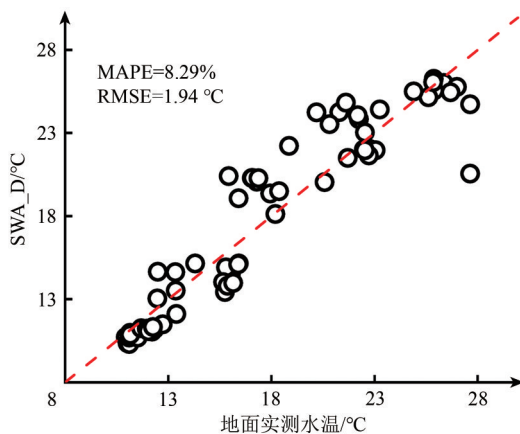
(d) PSCA 算法精度验证

(d) The validation results of PSCA algorithm



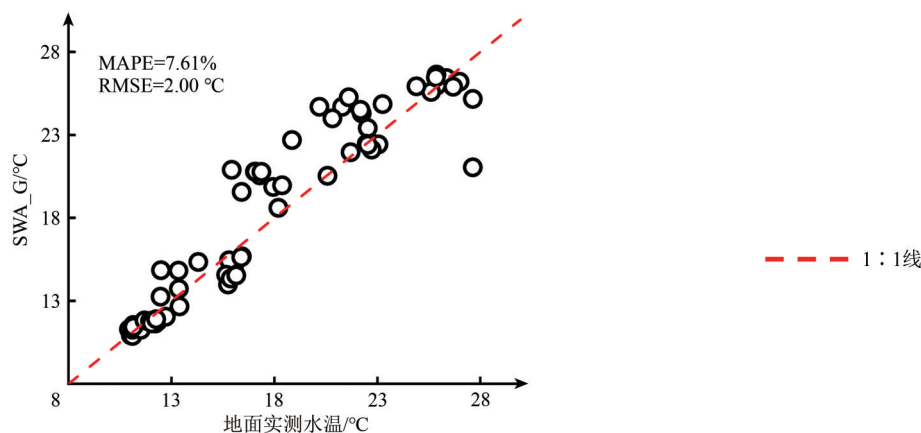
(e) GSCA 算法精度验证

(e) The validation results of GSCA algorithm



(f) SWA_D 算法精度验证

(f) The validation results of SWA_D algorithm



(g) SWA_G算法精度验证

(g) The validation results of SWA_G algorithm

图3 各种水体表层温度反演算法对比

Fig. 3 Comparison of various water surface temperature retrieval algorithms

另一方面, Landsat 8 C2L2 产品和6种地表温度反演算法在不同的水体表层温度等级下的适用性各异(图3)。考虑到星地同步的浮标水温数据范围,将水温划分为小于13℃, 13—23℃和大于23℃等3个温度等级。经统计,各温度反演算法在水体表层温度小于13℃, 13—23℃和大于23℃等3个温度等级上的MAPE均值分别为7.09%, 11.74%和5.89%。同时,SWA_G、SWA_D和GSCA算法分别是小于13℃, 13—23℃和大于23℃等3个温度等级上的最优反演算法。

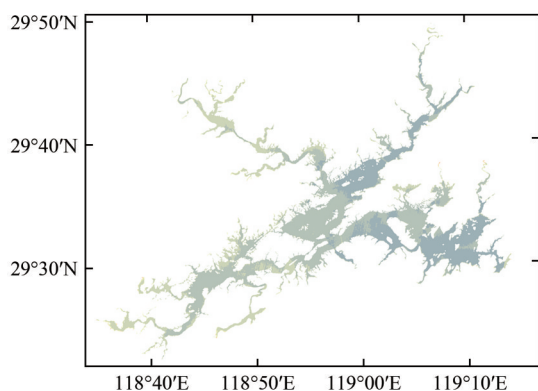
综上所述,在千岛湖水体表层温度估算中劈窗算法要优于单通道算法。其中,SWA_G算法精度最优。

3.3 千岛湖水体表层温度时空分布特征

利用SWA_G算法和遴选的最优水体比辐射率值($\varepsilon_{10}=0.99383$ 、 $\varepsilon_{11}=0.99254$),结合2013年—2021年37景Landsat 8数据,估算了千岛湖水体表层温度的时空分布。

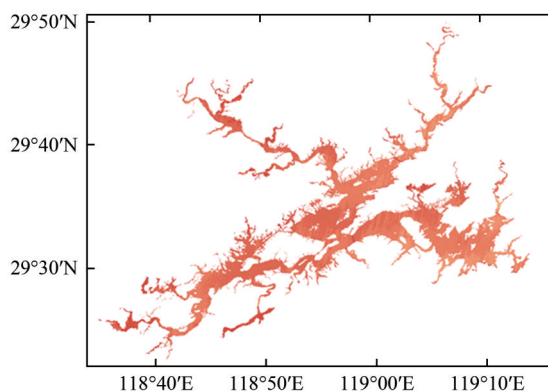
3.3.1 季节变化

季节上,千岛湖水体表层温度表现出显著的时间异质性(图4)。千岛湖水体表层温度冬季最低(14.2 ± 0.6 ℃),夏季最高(31.0 ± 0.5 ℃)。春季和秋季的千岛湖水体表层温度均值分别为 19.6 ± 0.9 ℃和 25.0 ± 0.3 ℃。千岛湖水体表层温度的季节变化规律与气温的变化一致。



(a) 千岛湖春季水体表层温度的空间分布

(a) The spatial distribution of lake water surface temperature in Lake Qiandaohu in spring



(b) 千岛湖夏季水体表层温度的空间分布

(b) The spatial distribution of lake water surface temperature in Lake Qiandaohu in summer

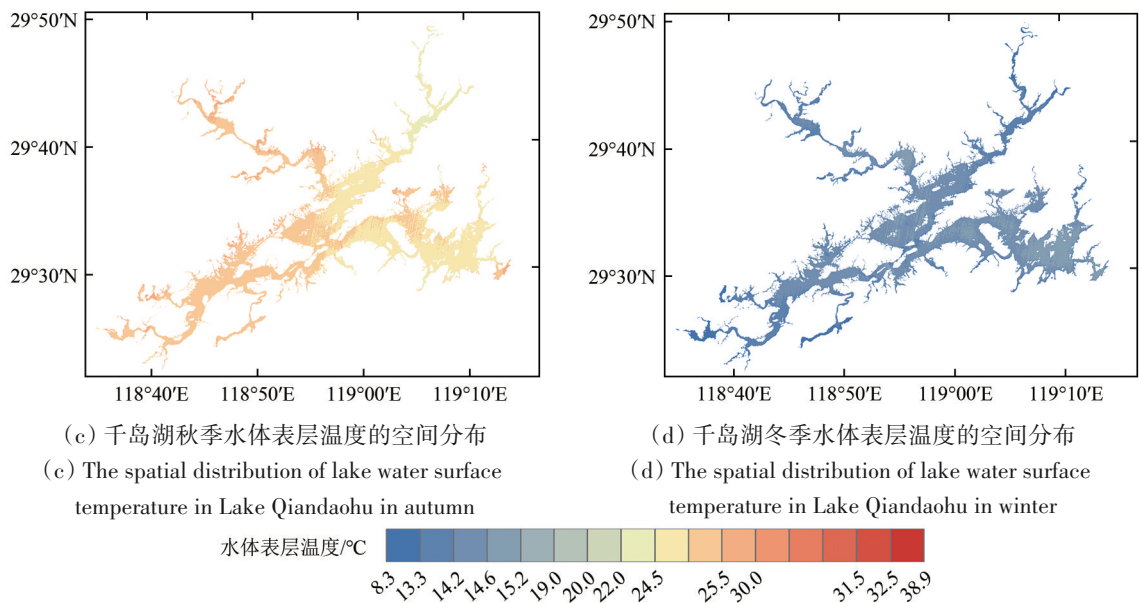


图4 千岛湖水体表层水温在春、夏、秋和冬季的空间分布
Fig. 4 Seasonal distribution of water surface temperature in Lake Qiandaohu of Spring, Summer, Autumn and Winter

春季，千岛湖水体表层温度呈现出西部（西北库区和西南库区）高、东部（东北库区和东南库区）低的空间分布特征。其中，西北库区和西南库区的水体表层温度均值分别为 $20.4 \pm 0.8\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $20.2 \pm 0.8\text{ }^{\circ}\text{C}$ ；东北库区和东南库区的水体表层温度均值分别为 $19.2 \pm 0.8\text{ }^{\circ}\text{C}$ 和 $19.0 \pm 0.7\text{ }^{\circ}\text{C}$ （图5）。春季温度上升，水深较浅的西部库区升温快，水深较深的东部库区则升温较慢。反之，在冬季，千岛湖水体表层温度在东南库区最高（ $14.4 \pm 0.4\text{ }^{\circ}\text{C}$ ），在东北库区（ $13.6 \pm 0.7\text{ }^{\circ}\text{C}$ ）和西南库区（ $13.9 \pm 0.7\text{ }^{\circ}\text{C}$ ）最低（图5）。在夏季和秋季，千岛湖水体表层温度在西北库区最高，在中心库区和东北库区最低。

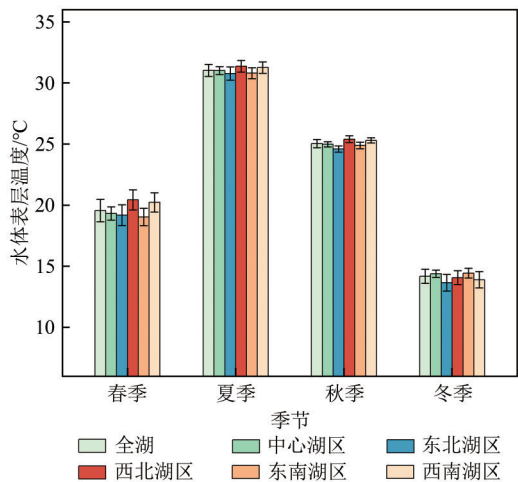


图5 千岛湖水体表层水温的季节柱状图
Fig. 5 Seasonal histogram of water surface temperature in Lake Qiandaohu

3.3.2 空间变化

千岛湖水体表层温度的多年均值在空间上呈现出了显著的异质性（图6）。千岛湖水体表层温度的多年均值是 $22.6\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，标准差是 $0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。其中，西北库区（ $23.0 \pm 0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$ ）和西南库区（ $22.8 \pm 0.2\text{ }^{\circ}\text{C}$ ）水体表层温度最高，东北库区（ $22.2 \pm 0.3\text{ }^{\circ}\text{C}$ ）水体表层温度最低。千岛湖水体表层温度“西高东低”的空间分布特征可能与水深密切相关。Li等（2022）研究表明，千岛湖水深与水体表层温度呈现出显著负相关关系。千岛湖西北库区、西南库区属于河流区，水深较浅；东南库区属于湖泊区，水深最深。此外，千岛湖表层水温在东北库区—中心库区—西南库区方向上水体表层水温不断升高，在西北库区—中心库区—东南库区方向上水体表层水温不断降低。

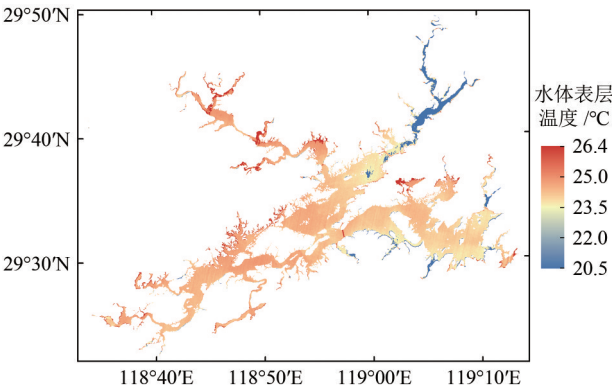


图6 2013年—2021年千岛湖水体表层水温空间分布
Fig. 6 Spatial distribution of water surface temperature from 2013 to 2021 in Lake Qiandaohu

4 讨论

4.1 水体比辐射率敏感性分析

参考 Jiang 和 Lin (2021) 的研究, 本研究以适用性较强的第 1 组水体比辐射率 ($\varepsilon_{10}=0.9926$ 、 $\varepsilon_{11}=0.9877$) 为代表, 进行敏感性分析 (图 7)。其中, 设定 ε 的误差范围为 $[-0.01, 0.01]$, 步长为 0.005。对于单通道算法而言, 仅改变第 10 波段的水体比辐射率; 对于劈窗算法而言, 同步长的改变第 10 波段和 11 波段的水体比辐射率。

从图 7 中可以看出, ε 误差越大, 水体表层温度遥感估算误差越大。而且, 同样大小的 ε 的正

向误差和负向误差带来的水体表层温度变化基本相同。例如, ε 每增加或减少 0.005, MWA 反演所得水体表层温度就会变化 0.30 °C 左右。此外, 不同算法对 ε 的敏感性差异明显。其中, MWA 对 ε 的敏感性最高, SWA_D 对 ε 的敏感性最低。当 ε 误差为 ± 0.005 时, MWA、RTE 和 SWA_D 算法反演所得水体表层温度分别变化 0.30 °C、0.26 °C 和 0.19 °C。类似地, Jiang 和 Lin (2021) 研究发现, 对于 RTE 和 MWA 算法而言, ε 每增加 0.005, 地表温度误差在冬季和夏季分别为 0.3 °C 和 0.2 °C。综上, 各算法对水体比辐射率的敏感性由低到高排序为: SWA_D、SWA_G、RTE、PSCA、GSCA、MWA。

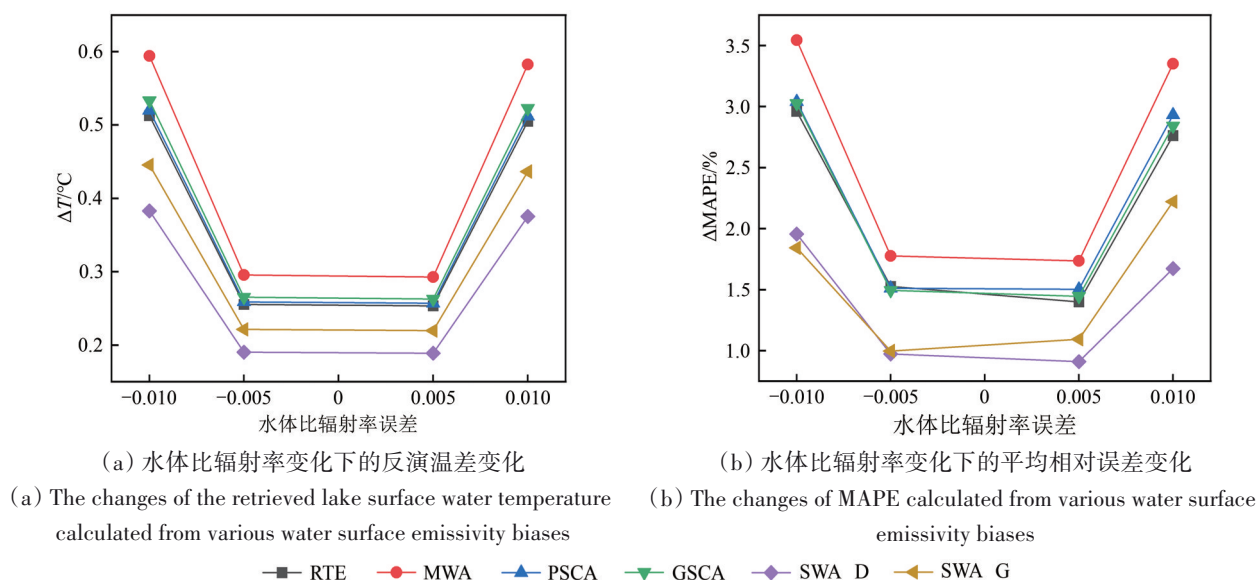


图 7 水体比辐射率敏感性分析

Fig. 7 Sensitivity analysis of the water surface emissivity

4.2 大气参数敏感性分析

4.2.1 大气平均作用温度敏感性分析

参考 Wang 等 (2019a) 的研究, 以 MWA 算法为代表, 对参数 T_a 进行敏感性分析 (图 8)。其中, 设定 T_a 的误差范围为 $[-3, 3]$, 步长为 0.5。

整体上, MWA 算法对 T_a 的敏感性较低。当 T_a 增大或减小 0.5 K, 反演所得水体表层温度变化 0.08 °C 左右, MAPE 变化 0.39% 左右。当 T_a 误差为 3 K 时, 反演所得水体表层温度变化 0.5 °C, MAPE 变化 2.27% 左右。宋挺等 (2015) 基于单窗算法在太湖进行 T_a 参数敏感性分析时, 发现 T_a 误差为 2 K

时, MWA 算法得到的水体表层温度改变 0.3 °C 左右。本研究结果表明, T_a 误差为 2 K 时, MWA 算法得到的水体表层温度改变 0.33 °C (图 8)。

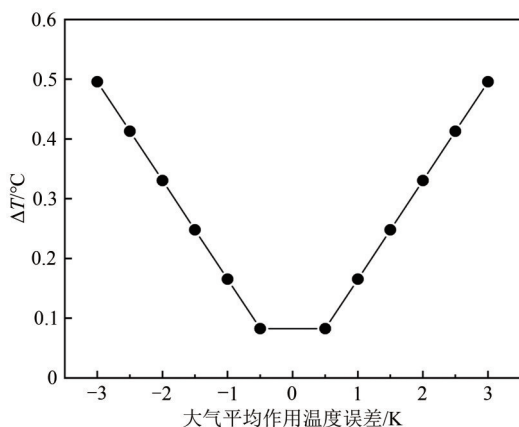
4.2.2 大气水汽含量敏感性分析

参考 Wang 等 (2019a) 的研究, 以 PSCA、GSCA 算法为代表, 对参数 ω 进行敏感性分析 (图 9)。其中, 设定 ω 的误差范围为 $[-0.5, 0.5]$, 步长为 0.1。

结果表明, 相比于 GSCA 算法, PSCA 算法对参数 ω 更为敏感。 ω 误差为 -0.5 g/cm² 时, GSCA 和 PSCA 反演所得水体表层温度分别变化 0.14 °C 和 0.33 °C, MAPE 分别变化 0.63% 和 1.55%。 ω 误差为

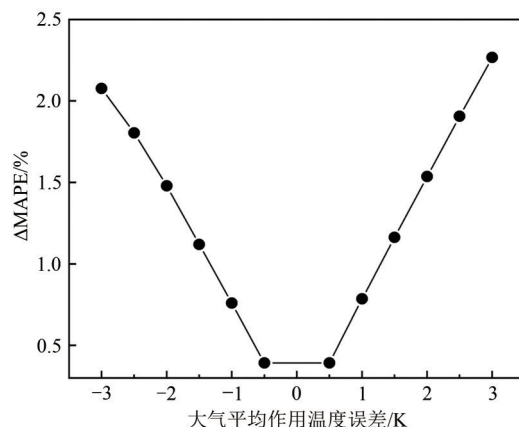
0.5 g/cm²时, GSCA 和 PSCA 算法反演所得水体表层温度分别变化 0.24 °C 和 0.26 °C, MAPE 分别变化 1.42% 和 1.10%。另一方面, 对于 PSCA 算法来说, ω 的负向误差会带来更大的水体表层温度变化。具体地, ω 每增大 0.1 g/cm², PSCA 算法反演所得水体表层温度就会变化 0.05 °C。 ω 每减小 0.1 g/cm²,

PSCA 算法反演所得水体表层温度就会变化 0.07 °C。然而, 对于 GSCA 算法来说, ω 的正向误差会带来更大的水体表层温度变化。具体地, ω 每减小 0.1 g/cm², GSCA 反演得到水体表层温度就会变化约 0.03 °C, 而 ω 每增大 0.1 g/cm², GSCA 反演所得水体表层温度变化约 0.05 °C。



(a) 大气平均作用温度变化下的反演温差变化

(a) The changes of the retrieved lake surface water temperature calculated from various effective mean atmospheric temperature biases



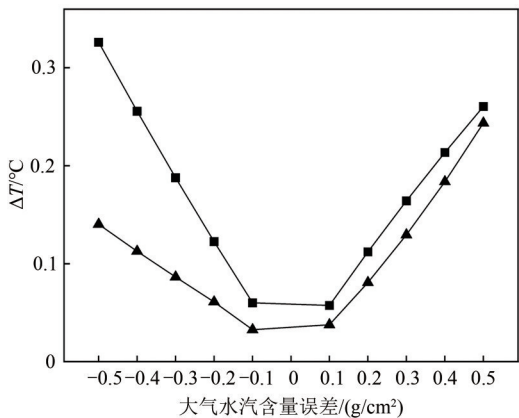
(b) 大气平均作用温度变化下的平均相对误差变化

(b) The changes of MAPE calculated from various effective mean atmospheric temperature biases

—●— MWA

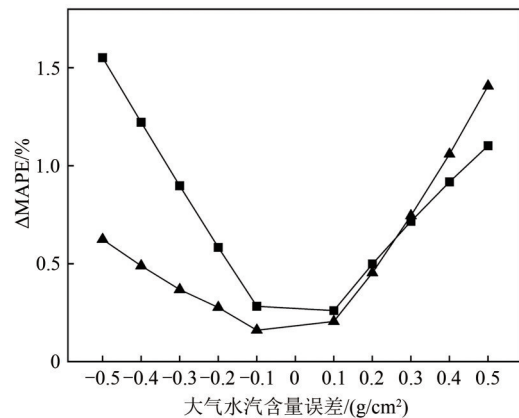
图8 大气平均作用温度敏感性分析

Fig. 8 Sensitivity analysis of the effective mean atmospheric temperature



(a) 大气水汽含量变化下的反演温差变化

(a) The changes of the retrieved lake surface water temperature calculated from various atmospheric water vapor content biases



(b) 大气水汽含量变化下的平均相对误差变化

(b) The changes of MAPE calculated from various atmospheric water vapor content biases

—■— PSCA

—▲— GSCA

图9 大气水汽含量敏感性分析

Fig. 9 Sensitivity analysis of the atmospheric water vapor content

4.2.3 大气上行、下行辐射亮度敏感性分析

参考陈瀚阅等 (2018) 的研究, 以 RTE 算法为代表, 对参数 $L_{\uparrow}$ 和 $L_{\downarrow}$ 进行敏感性分析 (图 10)。

其中, 设定 $L_{\uparrow}$ 、 $L_{\downarrow}$ 的误差范围为 $[-0.12, 0.12]$, 步长为 0.02。

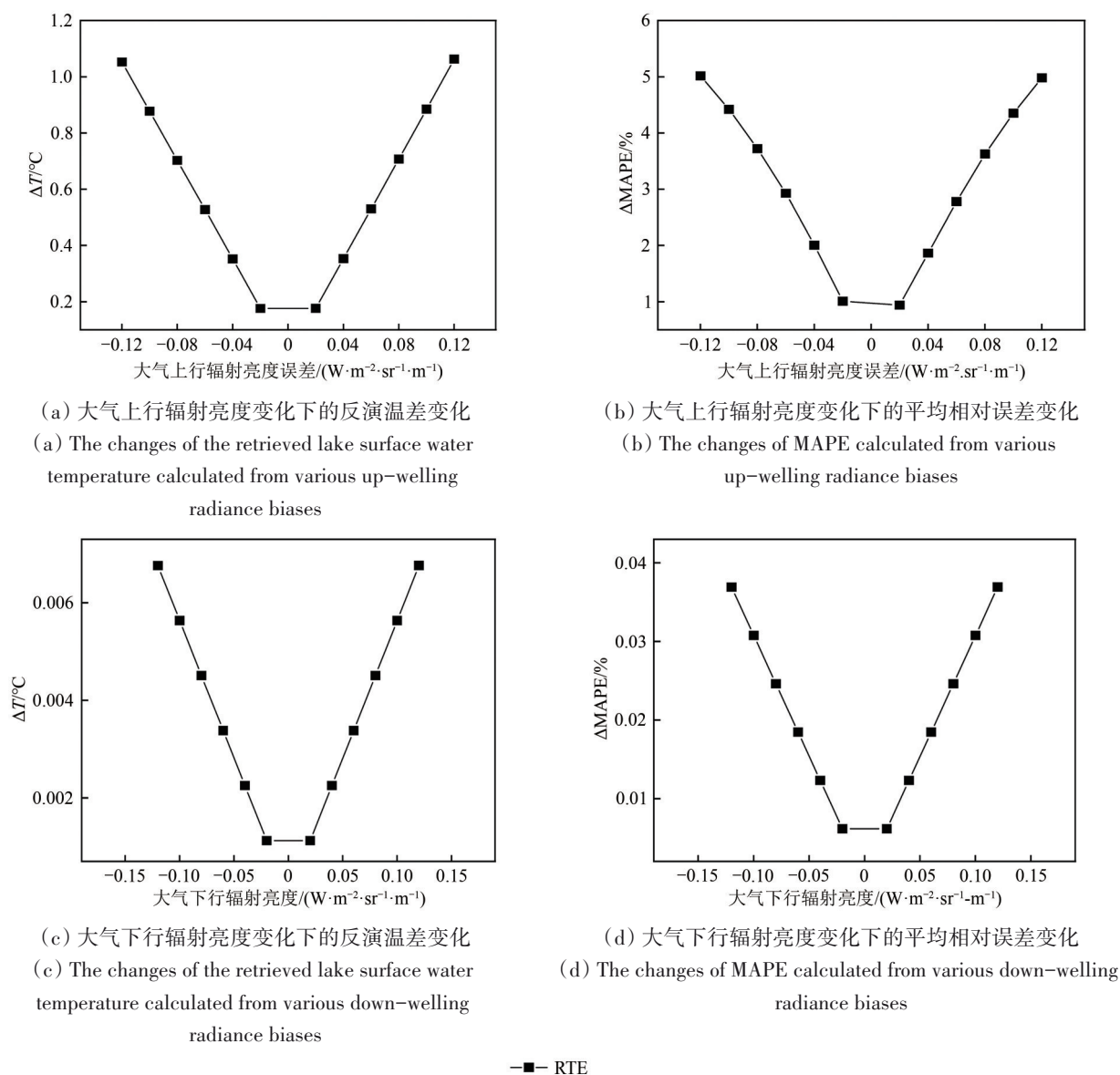


图10 大气上行、下行辐射亮度敏感性分析

Fig. 10 Sensitivity analysis of the radiance of atmospheric up-welling and down-welling

整体上, RTE 对 $L_{\uparrow}$ 的敏感性较高, 对 $L_{\downarrow}$ 的敏感性较低。具体地, $L_{\uparrow}$ 每增加或减小 $0.02 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$, RTE 反演得到的水体表层温度就会改变 $0.18 \text{ }^{\circ}\text{C}$, MAPE 变化 1% 左右; $L_{\downarrow}$ 每增大或减小 0.02 , 反演所得水体表层温度仅改变 $0.001 \text{ }^{\circ}\text{C}$, 其 MAPE 仅改变 0.01% 。

陈瀚阅等 (2018) 使用 RTE 算法在红沿河核电基地海域进行 $L_{\uparrow}$ 、 $L_{\downarrow}$ 参数敏感性分析, 其结果表明 $L_{\uparrow}$ 由 $0.02 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$ 增加到 $0.12 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$, RTE 水体表层温度变化约 $1.2 \text{ }^{\circ}\text{C}$, 而 $L_{\downarrow}$ 由 $0.02 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$ 增加到 $0.12 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$, RTE 水体表层温度几乎无变化。因此, RTE 算法对大气上行辐射亮度的敏感性明显高于大气下行辐

射亮度。

4.2.4 大气透过率敏感性分析

参考陈瀚阅等 (2018) 的研究, 以 RTE 和 MWA 算法为代表, 对参数 τ 进行敏感性分析 (图 11)。其中, 设定 τ 的误差范围为 $[-0.04, 0.04]$, 步长为 0.005 。

MWA 对 τ 的敏感性远低于 RTE (图 11)。当 τ 的误差范围为 $[-0.04, -0.005]$ 时, 每减小 0.005 , RTE 反演得到的水体表层温度变化约 $0.38 \text{ }^{\circ}\text{C}$; 当 τ 的误差范围为 $[0.005, 0.04]$ 时, 每增加 0.005 , RTE 反演得到的水体表层温度变化约 $0.36 \text{ }^{\circ}\text{C}$ 。而 τ 每增加或减小 0.005 , MWA 反演得到的水体表层温度仅改变 $0.05 \text{ }^{\circ}\text{C}$ 左右。

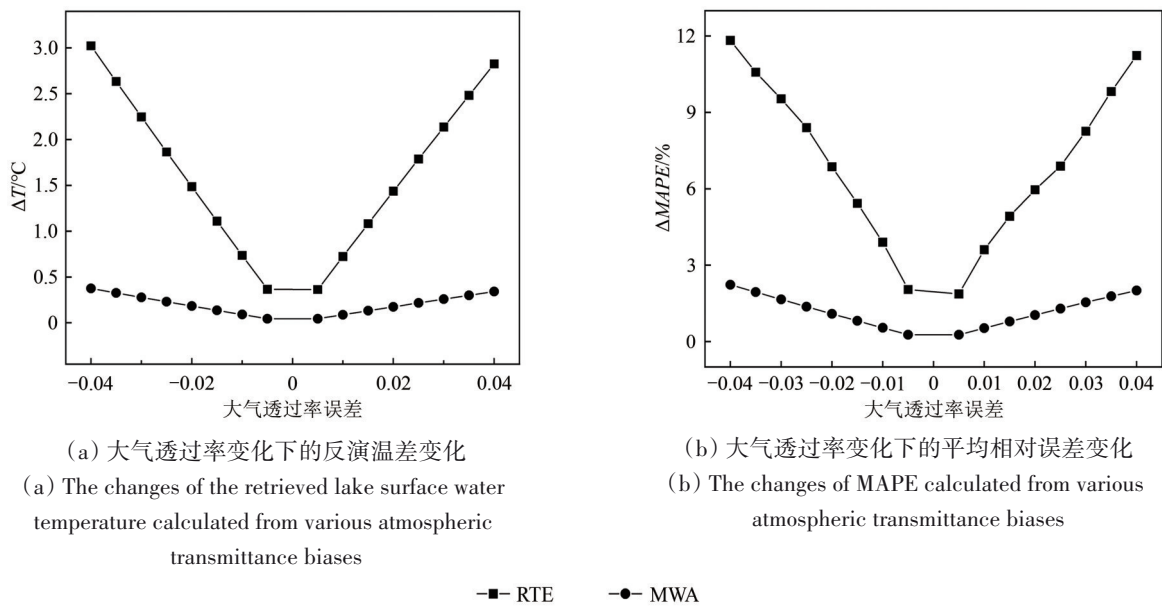


图 11 大气透过率敏感性分析

Fig. 11 Sensitivity analysis of the atmospheric transmittance

陈瀚阅等 (2018) 研究发现, 当 τ 变化范围为 $[0, 0.04]$ 时, RTE 得到的水体表层温度变化约 2°C , 而 MWA 算法得到的水体表层温度变化均在 1°C 以内。因此, MWA 对 τ 的敏感性明显低于 RTE。该结果说明了 MWA 算法在一定程度上克服了 RTE 算法对大气参数依赖性强的问题。

4.3 研究不足与展望

在遥感数据方面, 本研究利用了 37 景无云 Landsat 8 数据, 测试了 6 种温度反演算法的性能, 估算了千岛湖水体表层水温的时空分布特征。由于 Landsat 卫星数据的时间分辨率限制, 加之千岛湖地区夏季多云, 2013 年—2021 年获得的有效卫星数据数量有限。但是, 由于千岛湖拥有众多细小分支的支流, 湖内有众多小岛屿, 因此, Landsat 卫星数据的中高空间分辨率能够精细刻画千岛湖水体表层水温的空间特征。MODIS 传感器也是一个优秀的卫星传感器, 拥有每日和 8 日合成的两种温度产品 (Lu 等, 2018; Guo 等, 2021)。但是, MODIS 温度产品的空间分辨率为 1 km , 在千岛湖地区进行水体表层温度估算容易受混合像元效应的影响, 导致在千岛湖边界易出现异常值。我们也对 MOD11A1 Version6 产品进行了精度验证, 精度明显低于基于 Landsat 8 卫星数据的各种估算结果。考虑到本研究主要分析和验证 Landsat 8 数据, 同时受篇幅限制, 这里未展示出更多详细结果。

未来可以考虑协同 Landsat 8、Landsat 9 和哨兵 2 号卫星开展千岛湖水环境遥感监测, 克服 Landsat 卫星时间分辨率低的问题。

在算法方面, 本研究对单通道和多通道两类算法进行了精度对比和参数敏感性分析。从算法精度的角度看, 劈窗算法精度最高, 单通道算法精度最低。本研究在算法精度对比中, 各算法使用的是最适宜的水体比辐射率, 因此, 大气参数与算法中经验系数的精度就成为影响算法精度的重要影响因素。例如, 本研究对大气水汽含量和大气平均作用温度进行了经验估算。经验估算的方法简单实用, 但适用性的问题也很突出 (段四波等, 2021; 李召良等, 2016)。而且, 本研究利用淳安气象站的气象数据估算千岛湖地区的大气状态, 可能存在无法准确表征大气参数空间分异的问题。另一方面, 普适性单通道、实用性单通道和劈窗算法中的系数 a_k , b_k 可能存在区域适用性的问题。Gerace 等 (2020) 指出, 由于 Du 等 (2015) 在对系数 b_k 的训练和模拟中更多的考虑了人造材料, 因此, Du 等 (2015) 训练所得系数 b_k 更适宜于城市地区的地表温度估算。因此, 未来可以进一步丰富对大气参数经验估算效果的对比, 训练更适宜于清洁型深水湖库的经验系数, 提升湖库水体表层温度的估算精度。

从参数敏感性的角度看, RTE 算法输入的参数最多, 对大气参数的依赖性最强; 劈窗算法的

输入参数最少,对大气参数的依赖最低。其中,RTE算法需要输入3个大气参数,而且对其中两个大气参数(L_1 和 τ)的敏感性较高。劈窗算法不需要输入大气参数,而且对水体比辐射率的敏感性较低,但是该算法无法应用于Landsat 8之前的卫星传感器。相比于RTE算法,MWA算法减少了大气参数输入的数量,而且对大气参数(T_a 和 τ)的敏感性较低。PSCA和GSCA算法,进一步减弱了对大气参数的依赖,只需要大气水汽含量即可实现水体表层温度估算。目前,已有一些成熟的、广泛使用的大气水汽含量产品,如美国国家环境预测中心(NCEP)的大气水汽产品等。因此,PSCA和GSCA算法具有很好的推广性,可以被用来进行长时间序列的水体表层温度估算。

5 结 论

本研究以清洁型深水湖库千岛湖为研究区,利用地面高频监测水温数据和Landsat卫星数据,验证了8组水体比辐射率、6种温度反演算法和Landsat温度产品的精度和适用性,分析了不同温度反演算法中相关参数敏感性,刻画了千岛湖2013年至2021年水体表层水温的时空特征。本文主要结论如下:

(1) 通过对比6种温度反演算法和8种水体比辐射率,我们发现SWA_G算法精度最优,MAPE和RMSE分别为7.61%和2.0 °C。对于Landsat 8数据的第10和11波段而言,千岛湖最适宜的水体比辐射率为 $\varepsilon_{10}=0.9926$ 、 $\varepsilon_{11}=0.9877$ 。

(2) 千岛湖水体表层温度具有显著的时空分异特征。季节上,千岛湖水体表层水温冬季最低(14.2 ± 0.6 °C),夏季最高(31.0 ± 0.5 °C)。空间上,西北库区(23.0 ± 0.3 °C)和西南库区(22.8 ± 0.2 °C)水体表层温度最高,东北库区(22.2 ± 0.3 °C)水体表层温度最低。

(3) RTE算法输入的参数最多,对大气参数的依赖性最强;劈窗算法的输入参数最少,对大气参数的依赖性最低。另一方面,RTE算法对大气参数(L_1 和 τ)的敏感性较高;MWA算法对大气参数(T_a 和 τ)的敏感性较低;相比于GSCA算法,PSCA算法对大气参数 ω 更为敏感。

(4) 伴随着成熟的全球大气产品的不断推广和免费获取,PSCA和GSCA算法适宜于耦合Landsat系列卫星数据开展水体表层温度长时间序列分析。

未来可进一步丰富地面数据的数量和代表性,进一步对比不同温度反演算法在清洁型深水湖库水体表层温度遥感估算的适用性和敏感性,提升相关算法的普适性和相关经验参数的稳健性。

参考文献(References)

- Adrian R, O'Reilly C M, Zagarese H, Baines S B, Hessen D O, Keller W, Livingstone D M, Sommaruga R, Straile D, Van Donk E, Weyhenmeyer G A and Winder M. 2009. Lakes as sentinels of climate change. *Limnology and Oceanography*, 54(6part2): 2283-2297 [DOI: 10.4319/lo.2009.54.6_part_2.2283]
- Alcántara E H, Stech J L, Lorenzetti J A, Bonnet M P, Casamitjana X, Assireu A T and de Moraes Novo E M L. 2010. Remote sensing of water surface temperature and heat flux over a tropical hydroelectric reservoir. *Remote Sensing of Environment*, 114(11): 2651-2665 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.06.002]
- Bendib A, Dridi H and Kalla M I. 2017. Contribution of Landsat 8 data for the estimation of land surface temperature in Batna city, Eastern Algeria. *Geocarto International*, 32(5): 503-513 [DOI: 10.1080/10106049.2016.1156167]
- Chatterjee R S, Singh N, Thapa S, Sharma D and Kumar D. 2017. Retrieval of land surface temperature (LST) from landsat TM6 and TIRS data by single channel radiative transfer algorithm using satellite and ground-based inputs. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 58: 264-277 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.02.017]
- Chen H Y, Zhu L, Li J G and Fan X Y. 2018. A comparison of two mono-window algorithms for retrieving sea surface temperature from Landsat8 data in coastal water of Hongyan River nuclear power station. *Remote Sensing for Land and Resources*, 30(1): 45-53 (陈瀚闾, 朱利, 李家国, 范协裕. 2018. 基于Landsat8数据的2种海表温度反演单窗算法对比——以红沿河核电基地海域为例. *国土资源遥感*, 30(1): 45-53) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2018.01.07]
- Chen Z, Wang W, Zhang Z and Wang Y. 2020. Comparison of algorithms to retrieve water surface temperature by Landsat 8 image: take Lake Taihu for example. *Science Technology and Engineering*, 20(32): 13317-13326 (陈争, 王伟, 张圳, 王怡. 2020. 基于实测值的Landsat 8水面温度反演算法对比——以太湖为例. *科学技术与工程*, 20(32): 13317-13326) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-1815.2020.32.033]
- Du C, Ren H Z, Qin Q M, Meng J J and Zhao S H. 2015. A practical split-window algorithm for estimating land surface temperature from Landsat 8 data. *Remote Sensing*, 7(1): 647-665 [DOI: 10.3390/rs70100647]
- Du W H, Qin Z H, Fan J L, Gao M F, Wang F and Abbasi B. 2019. An efficient approach to remove thick cloud in VNIR bands of multi-temporal remote sensing images. *Remote Sensing*, 11(11): 1284 [DOI: 10.3390/rs11111284]
- Duan S B, Ru C, Li Z L, Wang M M, Xu H Q, Li H, Wu P H, Zhan W F, Zhou J, Zhao W, Ren H Z, Wu H, Tang B H, Zhang X, Shang G

- F and Qin Z H. 2021. Reviews of methods for land surface temperature retrieval from Landsat thermal infrared data. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(8): 1591-1617 (段四波, 茹晨, 李召良, 王猛猛, 徐涵秋, 历华, 吴鹏海, 占文凤, 周纪, 赵伟, 任华忠, 吴骅, 唐伯惠, 张霞, 尚国珩, 覃志豪. 2021. Landsat 卫星热红外数据地表温度遥感反演研究进展. *遥感学报*, 25(8): 1591-1617 [DOI: 10.11834/jrs.20211296])
- Fricke K, Baschek B, Jenal A, Kneer C, Weber I, Bongartz J, Wyrwa J and Schöl A. 2021. Observing water surface temperature from two different airborne platforms over temporarily flooded wadden areas at the Elbe estuary-Methods for corrections and analysis. *Remote Sensing*, 13(8): 1489 [DOI: 10.3390/rs13081489]
- Gerace A, Kleynhans T, Eon R and Montanaro M. 2020. Towards an operational, split window-derived surface temperature product for the thermal infrared sensors onboard Landsat 8 and 9. *Remote Sensing*, 12(2): 224 [DOI: 10.3390/rs12020224]
- Ghent D, Veal K, Trent T, Dodd E, Sembhi H and Remedios J. 2019. A new approach to defining uncertainties for MODIS land surface temperature. *Remote Sensing*, 11(9): 1021 [DOI: 10.3390/rs11091021]
- Gu H B, Lu B H, Qi C J, Xiong S, Shen W L and Ma L J. 2021. Water temperature simulation in a tropical lake in South China. *Water*, 13(7): 913 [DOI: 10.3390/w13070913]
- Guo D F, Wang C Z, Zang S Y, Hua J X, Lv Z H and Lin Y. 2021. Gap-filling of 8-day terra MODIS daytime land surface temperature in high-latitude cold region with generalized additive models (GAM). *Remote Sensing*, 13(18): 3667 [DOI: 10.3390/rs13183667]
- He H, Zhang Y, Tang Z, Huang J and Ding Y. 2020. An improved method for estimating land surface emissivity in Landsat 8 thermal infrared bands. *Journal of Anhui Normal University (Natural Science)*, 43(5): 475-482 (何好, 张运, 汤志, 黄静, 丁玥. 2020. Landsat8 热红外波段地表比辐射率估算方法改进. *安徽师范大学学报(自然科学版)*, 43(5): 475-482 [DOI: 10.14182/J.cnki.1001-2443.2020.05.010])
- Hutorowicz A. 2020. Baseline water temperature: estimation of the annual cycle of surface water temperature in lakes in north-central Poland over the 1951-1968 period. *Water*, 12(12): 3574 [DOI: 10.3390/w12123574]
- Jiang Y and Lin W P. 2021. A comparative analysis of retrieval algorithms of land surface temperature from Landsat-8 data: a case study of Shanghai, China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(11): 5659 [DOI: 10.3390/ijerph18115659]
- Jiménez-Muñoz J C, Cristobal J, Sobrino J A, Soria G, Ninyerola M and Pons X. 2009. Revision of the single-channel algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat thermal-infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(1): 339-349 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.2007125]
- Jiménez-Muñoz J C and Sobrino J A. 2003. A generalized single-channel method for retrieving land surface temperature from remote sensing data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108(D22): 4688 [DOI: 10.1029/2003JD003480]
- Jiménez-Muñoz J C, Sobrino J A, Skokovic D, Mattar C and Cristóbal J. 2014. Land surface temperature retrieval methods from Landsat-8 thermal infrared sensor data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(10): 1840-1843 [DOI: 10.1109/LGRS.2014.2312032]
- Kogler C, Pincock S, Arino O, Casadio S, Corlett G, Prata F and Bras T. 2012. Note on the quality of the (A)ATSR land surface temperature record from 1991 to 2009. *International Journal of Remote Sensing*, 33(13): 4178-4192 [DOI: 10.1080/01431161.2011.645085]
- Li Y, Shi K, Zhang Y L, Zhu G W, Guo Y L, Li H Y and Du C G. 2022. Warming lake surface water temperatures in Lake Qiandao-hu, China: spatiotemporal variations, influencing factors and implications for the thermal structure. *Frontiers in Environmental Science*, 10: 995862 [DOI: 10.3389/fenvs.2022.995862]
- Li Y, Shi K, Zhang Y L, Zhu G W, Zhang Y B, Wu Z X, Liu M L, Guo Y L and Li N. 2020. Analysis of water clarity decrease in Xin'anjiang Reservoir, China, from 30-year Landsat TM, ETM+, and OLI observations. *Journal of Hydrology*, 590: 125476 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.125476]
- Li Y, Zhang Y L, Shi K, Zhou Y Q, Zhang Y B, Liu X H and Guo Y L. 2018. Spatiotemporal dynamics of chlorophyll-*a* in a large reservoir as derived from Landsat 8 OLI data: understanding its driving and restrictive factors. *Environmental Science and Pollution Research*, 25(2): 1359-1374 [DOI: 10.1007/s11356-017-0536-7]
- Li Z L, Duan S B, Tang B H, Wu H, Ren H Z, Yan G J, Tang R L and Leng P. 2016. Review of methods for land surface temperature derived from thermal infrared remotely sensed data. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 899-920 (李召良, 段四波, 唐伯惠, 吴骅, 任华忠, 阎广建, 唐荣林, 冷佩. 2016. 热红外地表温度遥感反演方法研究进展. *遥感学报*, 20(5): 899-920 [DOI: 10.11834/jrs.20166192])
- Li Z L, Tang B H, Wu H, Ren H Z, Yan G J, Wan Z M, Trigo I F and Sobrino J A. 2013. Satellite-derived land surface temperature: current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131: 14-37 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.008]
- Liu G, Ou W X, Zhang Y L, Wu T F, Zhu G W, Shi K and Qin B Q. 2015. Validating and mapping surface water temperatures in Lake Taihu: results from MODIS land surface temperature products. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(3): 1230-1244 [DOI: 10.1109/jstars.2014.2386333]
- Liu X Y, Tang B H, Yan G J, Li Z L and Liang S L. 2019. Retrieval of global orbit drift corrected land surface temperature from long-term AVHRR data. *Remote Sensing*, 11(23): 2843 [DOI: 10.3390/rs11232843]
- Lu L, Zhang T J, Wang T J and Zhou X M. 2018. Evaluation of Collection-6 MODIS land surface temperature product using multi-year ground measurements in an arid area of northwest China. *Remote Sensing*, 10(11): 1852 [DOI: 10.3390/rs10111852]
- McMillin L M. 1975. Estimation of sea surface temperatures from two infrared window measurements with different absorption. *Journal of Geophysical Research*, 80(36): 5113-5117 [DOI: 10.1029/JC080i036p05113]
- Meerdink S K, Hook S J, Roberts D A and Abbott E A. 2019. The

- ECOSTRESS spectral library version 1.0. Remote Sensing of Environment, 230: 111196 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.015]
- Ndossi M I and Avdan U. 2016. Application of open source coding technologies in the production of land surface temperature (LST) maps from Landsat: a PyQGIS plugin. Remote Sensing, 8(5): 413 [DOI: 10.3390/rs8050413]
- Prats J, Reynaud N, Rebière D, Peroux T, Tormos T and Danis P A. 2018. LakeSST: lake skin surface temperature in French inland water bodies for 1999-2016 from Landsat archives. Earth System Science Data, 10(2): 727-743 [DOI: 10.5194/essd-10-727-2018]
- Qin Z H, Li W J, Zhang M H, Karnieli A and Berliner P. 2003. Estimating of the essential atmospheric parameters of mono-window algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat TM6. Remote Sensing for Land and Resources, 56(2): 37-43 (覃志豪, Li W J, Zhang M H, Karnieli A, Berliner P. 2003. 单窗算法的大气参数估计方法. 国土资源遥感, 56(2): 37-43) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2003.02.010]
- Qin Z H, Zhang M H, Karnieli A and Berliner P. 2001. Mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM6 data. Acta Geographica Sinica, 56(4): 456-466 (覃志豪, Zhang M H, Karnieli A, Berliner P. 2001. 用陆地卫星 TM6 数据演算地表温度的单窗算法. 地理学报, 56(4): 456-466) [DOI: 10.11821/xb200104009]
- Rozenstein O, Qin Z H, Derimian Y and Karnieli A. 2014. Derivation of land surface temperature for Landsat-8 TIRS using a split window algorithm. Sensors, 14(4): 5768-5780 [DOI: 10.3390/s140405768]
- Sekertekin A and Bonafoni S. 2020. Land surface temperature retrieval from Landsat 5, 7, and 8 over rural areas: assessment of different retrieval algorithms and emissivity models and toolbox implementation. Remote Sensing, 12(2): 294 [DOI: 10.3390/rs12020294]
- Sharaf N, Fadel A, Bresciani M, Giardino C, Lemaire B J, Slim K, Faour G and Vinçon-Leite B. 2019. Lake surface temperature retrieval from Landsat-8 and retrospective analysis in Karaoun Reservoir, Lebanon. Journal of Applied Remote Sensing, 13(4): 044505 [DOI: 10.1117/1.JRS.13.044505]
- Sharma S, Gray D K, Read J S, O'Reilly C M, Schneider P, Qudrat A, Gries C, Stefanoff S, Hampton S E, Hook S, Lenters J D, Livingstone D M, McIntyre P B, Adrian R, Allan M G, Anneville O, Arvola L, Austin J, Bailey J, Baron J S, Brookes J, Chen Y W, Daly R, Dokulil M, Dong B, Ewing K, De Eyto E, Hamilton D, Havens K, Haydon S, Hetzenauer H, Heneberry J, Hetherington A L, Higgins S N, Hixson E, Izmeševa L R, Jones B M, Kangur K, Kasprzak P, Köster O, Kraemer B M, Kumagai M, Kuusisto E, Leshkevich G, May L, MacIntyre S, Müller-Navarra D, Naumenko M, Noges P, Noges T, Niederhauser P, North R P, Paterson A M, Plisnier P D, Rigosi A, Rimmer A, Rogora M, Rudstam L, Rusak J A, Salmaso N, Samal N R, Schindler D E, Schladow G, Schmidt S R, Schultz T, Silow E A, Straile D, Teubner K, Verburg P, Voutilainen A, Watkinson A, Weyhenmeyer G A, Williamson C E and Woo K H. 2015. A global database of lake surface temperatures collected by in situ and satellite methods from 1985-2009. Scientific Data, 2: 150008 [DOI: 10.1038/sdata.2015.8]
- Shi K, Zhang Y L, Song K S, Liu M L, Zhou Y Q, Zhang Y B, Li Y, Zhu G W and Qin B Q. 2019. A semi-analytical approach for remote sensing of trophic state in inland waters: bio-optical mechanism and application. Remote Sensing of Environment, 232: 111349 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111349]
- Sima S, Ahmadiipour A and Tajrishy M. 2013. Mapping surface temperature in a hyper-saline lake and investigating the effect of temperature distribution on the lake evaporation. Remote Sensing of Environment, 136: 374-385 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.05.014]
- Singh N, Chatterjee R S, Kumar D, Panigrahi D C and Mujawdiya R. 2022. Retrieval of precise land surface temperature from ASTER night-time thermal infrared data by split window algorithm for improved coal fire detection in Jharia Coalfield, India. Geocarto International, 37(3): 926-943 [DOI: 10.1080/10106049.2020.1753820]
- Song T, Duan Z, Liu J Z, Shi J Z, Yan F, Sheng S J, Huang J and Wu W. 2015. Comparison of four algorithms to retrieve land surface temperature using Landsat 8 satellite. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 19(3): 451-464 (宋挺, 段峥, 刘军志, 石浚哲, 严飞, 盛世杰, 黄君, 吴蔚. 2015. Landsat 8 数据地表温度反演算法对比. 遥感学报, 19(3): 451-464) [DOI: 10.11834/jrs.20154180]
- Tavares M, Cunha A, Motta-Marques D, Ruhoff A, Cavalcanti J, Frago C, Martín Bravo J, Munar A, Fan F and Rodrigues L. 2019. Comparison of methods to estimate lake-surface-water temperature using Landsat 7 ETM+ and MODIS imagery: case study of a large shallow subtropical lake in southern Brazil. Water, 11(1): 168 [DOI: 10.3390/w11010168]
- Vanhellemont Q. 2020. Automated water surface temperature retrieval from Landsat 8/TIRS. Remote Sensing of Environment, 237: 111518 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111518]
- Wan Z M. 2014. New refinements and validation of the Collection-6 MODIS land-surface temperature/emissivity product. Remote Sensing of Environment, 140: 36-45 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.027]
- Wan Z M and Dozier J. 1996. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34(4): 892-905 [DOI: 10.1109/36.508406]
- Wang L, Lu Y and Yao Y L. 2019a. Comparison of three algorithms for the retrieval of land surface temperature from Landsat 8 images. Sensors, 19(22): 5049 [DOI: 10.3390/s19225049]
- Wang M M, Zhang Z M, He G J, Wang G Z, Long T F and Peng Y. 2016. An enhanced single-channel algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat series data. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 121(19): 11712-11722 [DOI: 10.1002/2016JD025270]
- Wang M M, Zhang Z J, Hu T and Liu X G. 2019b. A practical single-channel algorithm for land surface temperature retrieval: application to Landsat series data. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 124(1): 299-316 [DOI: 10.1029/2018JD029330]
- Wu L and Yao K. 2018. Land surface temperature retrieval of Landsat 8 images based on split window algorithm. Power Systems And Big Data, 21(4): 18-25 (吴亮, 姚昆. 2018. 基于劈窗算法的

- Landsat 8 影像地表温度反演. 电力大数据, 21(4): 18-25 [DOI: 10.19317/j.cnki.1008-083x.2018.04.004]
- Xie C, Zhang X, Zhuang L, Zhu R X and Guo J. 2022. Analysis of surface temperature variation of lakes in China using MODIS land surface temperature data. *Scientific Reports*, 12(1): 2415 [DOI: 10.1038/s41598-022-06363-9]
- Yu M X and Liu B. 2018. Application analysis of three algorithms to retrieve land surface temperature based on Landsat 8. *Computer and Digital Engineering*, 46(1): 30-34, 52 (于梦馨, 刘波. 2018. 基于 Landsat8 影像的地表温度反演算法应用分析. 计算机与数字工程, 46(1): 30-34, 52) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-9722.2018.01.008]
- Zhang A Y and Zhang X L. 2019. Land surface temperature retrieved from Landsat-8 and comparison with MODIS temperature product. *Journal of Beijing Forestry University*, 41(3): 1-13 (张爱因, 张晓丽. 2019. Landsat-8 地表温度反演及其与 MODIS 温度产品的对比分析. 北京林业大学学报, 41(3): 1-13) [DOI: 10.13332/j.1000-1522.20180234]
- Zhang Y L, Qin B Q, Zhu G W, Shi K and Zhou Y Q. 2018. Profound changes in the physical environment of Lake Taihu from 25 years of long-term observations: implications for algal bloom outbreaks and aquatic macrophyte loss. *Water Resources Research*, 54(7): 4319-4331 [DOI: 10.1029/2017WR022401]
- Zhang Y L, Qin B Q, Zhu G W, Song C Q, Deng J M, Xue B, Gong Z J, Wang X L, Wu J L, Shi K, Gu X H and Zhang G L. 2022. Importance and main ecological and environmental problems of lakes in China. *Chinese Science Bulletin*, 67(30): 3503-3519 (张运林, 秦伯强, 朱广伟, 宋春桥, 邓建明, 薛滨, 龚志军, 王晓龙, 吴敬禄, 施坤, 谷孝鸿, 张甘霖. 2022. 论湖泊重要性及我国湖泊面临的主要生态环境问题. 科学通报, 67(30): 3503-3519) [DOI: 10.1360/TB-2022-0178]
- Zhao J Y, Li H, Cai X B, Chen F, Wang L C, Yu D Q and Li C A. 2020. Long-term (2002-2017) impacts of Danjiangkou dam on thermal regimes of downstream Han River (China) using Landsat thermal infrared imagery. *Journal of Hydrology*, 589: 125135 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.125135]
- Zhou B T, Zhang Y Y and Shi K. 2022. Research progress on remote sensing assessment of lake nutrient status and retrieval algorithms of characteristic parameters. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(1): 77-91 (周博天, 张雅燕, 施坤. 2022. 湖泊营养状态遥感评价及其表征参数反演算法研究进展. 遥感学报, 26(1): 77-91) [DOI: 10.11834/jrs.20221232]
- Zhu G W, Cheng X L, Wu Z X, Shi P C, Zhu M Y, Xu H, Guo C X and Zhao X C. 2022. Spatio-temporal variation of nutrient concentrations and environmental challenges of Qiandaohu reservoir, China. *Research of Environmental Sciences*, 35(4): 852-863 (朱广伟, 程新良, 吴志旭, 史鹏程, 朱梦圆, 许海, 国超旋, 赵星辰. 2022. 千岛湖水体营养盐时空变化及水环境挑战. 环境科学研究, 35(4): 852-863) [DOI: 10.13198/j.issn.1001-6929.2022.02.08]
- Zhu S L, Ptak M, Choiński A and Wu S B. 2020. Exploring and quantifying the impact of climate change on surface water temperature of a high mountain lake in central Europe. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192(1): 7 [DOI: 10.1007/s10661-019-7994-y]

Comparison of lake surface water temperature retrieval algorithms : A case study of Lake Qiandaohu

ZHANG Linmin¹, MEI Gezhi¹, LIU Mingliang², LI Yuan¹, SHI Kun^{3,4}, ZHU Mengyuan³, LI Huiyun³,
GUO Yulong⁵, WANG Jiacheng¹

1. School of Tourism and Urban & Rural Planning, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China;

2. Hangzhou Institute of Ecological and Environmental Sciences, Hangzhou 310014, China;

3. State Key Laboratory of Lake Science and Environment, Nanjing Institute of Geography and Limnology,
Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;

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

5. Henan Agricultural University, College of Resources and Environmental Sciences, Zhengzhou 450002, China

Abstract: Lake surface water temperature is an important indicator of water quality, lake physical environment, and climate change. Monitoring lake surface water temperature and understanding its spatiotemporal variations are critical for local governments to protect lake ecosystems. Remote sensing is an effective method to monitor lake surface water temperature, and many algorithms have been developed and applied to retrieve lake surface water temperature. However, the suitability of these algorithms varies in different lakes. Especially, the suitability of these algorithms in deep, oligotrophic-to-mesotrophic lakes still needs to be discussed. Thus, taking Lake Qiandaohu, China as the study area, we attempt to validate the performance of various land surface temperature retrieval algorithms, analyze the sensitivity of the parameters in each algorithm, and map the spatiotemporal distribution of lake surface water temperature.

In this study, six land surface temperature retrieval algorithms (i.e., radiative transfer equation algorithm, monowindow algorithm, generalized single-channel algorithm, practical single-channel algorithm, and two split-window algorithms) were selected to retrieve lake surface water temperature using Landsat 8 data in Lake Qiandaohu. The performance of these algorithms and the Landsat 8 Collection 2

Level-2 (C2L2) temperature product were validated with in-situ buoy data. By applying the best performing algorithm to 37 cloud-free Landsat 8 data collected from 2013 to 2021, the spatial and temporal distribution of lake surface water temperature in Lake Qiandaohu were mapped. Furthermore, the sensitivity of the relevant parameters (i.e., water surface emissivity, effective mean atmospheric temperature, atmospheric water vapor content, upwelling radiance, downwelling radiance, and atmospheric transmittance) in each algorithm were explored.

The results showed the following: (1) For bands 10 and 11 of Landsat 8 data, the most suitable water surface emissivity in Lake Qiandaohu is 0.9926 and 0.9877, respectively. (2) The accuracy of the split-window algorithm is better than that of the single-channel algorithm, and the estimation accuracy of Landsat temperature product is moderate. The split-window algorithm, SWA_G, showed the optimal performance, with a mean absolute percentage error (MAPE) of 7.61% and a root mean square error (RMSE) of 2.0 °C. The MAPE and RMSE values of the Landsat 8 C2L2 temperature product were 9.33% and 2.08 °C, respectively. (3) Lake surface water temperature in Lake Qiandaohu has considerable spatial and temporal variation. Seasonally, the lake surface water temperature of Lake Qiandaohu has the lowest value (14.2 ± 0.6 °C) and highest value (31.0 ± 0.5 °C) in winter and summer, respectively. Spatially, the lake surface water temperature was higher in the northwest segment (23.0 ± 0.3 °C) and southwest segment (22.8 ± 0.2 °C) and lower in the northeast segment (22.2 ± 0.3 °C). (4) The radiative transfer equation algorithm is sensitive to the upwelling radiance and atmospheric transmittance. The monowindow algorithm shows less sensitivity to the effective mean atmospheric temperature and atmospheric transmittance.

In conclusion, in Lake Qiandaohu, the Split Window algorithm has the best performance and the least dependency with atmospheric parameters. By contrast, the single-channel algorithm is suitable for retrieving long-term lake surface water temperature utilizing Landsat series data. Our study validated the performance of various land surface temperature retrieval algorithms in a deep, oligotrophic-to-mesotrophic lake and provided a reference for the remote estimation of lake surface water temperature in other similar lakes.

Key words: remote sensing, lake surface water temperature, Landsat, Lake Qiandaohu, water surface emissivity, sensitivity analysis

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. U22A20561, 41922005, 42071333); the Scientific Instrument Developing Project of the Chinese Academy of Sciences (No. YJKYYQ20200071); the NIGLAS Foundation (No. E1SL002); Hangzhou Research Project of Social Development (No. 20140533B11); the Zhejiang University Students' Science and Technology Innovation Activity Plan and New Seedling Talent Plan (No. JS2021847270)