

Landsat 卫星热红外数据地表温度遥感反演研究进展

段四波¹, 茹晨², 李召良¹, 王猛猛³, 徐涵秋⁴, 历华⁵, 吴鹏海⁶,
占文凤⁷, 周纪⁸, 赵伟⁹, 任华忠¹⁰, 吴骅¹¹, 唐伯惠¹², 张霞¹³,
尚国珩¹³, 覃志豪¹

1. 中国农业科学院 农业资源与农业区划研究所, 北京 100081;
2. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049;
3. 中国地质大学(武汉) 地理与信息工程学院, 武汉 430074;
4. 福州大学 遥感信息工程研究所, 福州 350108;
5. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100101;
6. 安徽大学 资源与环境工程学院, 合肥 230601;
7. 南京大学 国际地球系统科学研究所, 南京 210023;
8. 电子科技大学 资源与环境学院, 成都 611731;
9. 中国科学院水利部成都山地灾害与环境研究所, 成都 610041;
10. 北京大学 地球与空间科学学院 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871;
11. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;
12. 昆明理工大学 国土资源工程学院, 昆明 650093;
13. 河北地质大学 河北省农业干旱遥感监测国际联合研究中心, 石家庄 050031

摘要: 作为驱动地表与大气之间能量交换的关键物理量, 地表温度在众多领域中都发挥着重要作用, 包括气候变化、环境监测、蒸散发估算以及地热异常勘探等。Landsat 热红外数据因其时间连续性和高空间分辨率等特点被广泛应用于地表温度反演中。本文详细地介绍了 Landsat 热红外传感器及其可用的数据与产品的现状, 梳理了 2001 年—2020 年 20 年间基于 Landsat 热红外数据的地表温度遥感反演与应用的相关文献发表及互引情况, 系统地综述了基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演算法, 包括基于辐射传输方程的算法、单窗算法、普适性单通道算法、实用单通道算法和分裂窗算法等。在此基础上, 进一步介绍了每种算法的参数化方案, 包括地表比辐射率和大气参数的估算方法。最后针对 Landsat 热红外数据地表温度遥感反演提出了未来可能的发展趋势与研究方向。

关键词: Landsat, 热红外数据, 地表温度, 地表比辐射率, 大气参数

引用格式: 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
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 Guo 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 [DOI: 10.11834/jrs.20211296]

1 引言

地表温度 LST (Land Surface Temperature) 是区域和全球尺度地表能量收支和水循环过程中的关键参数, 能够提供地表能量平衡状态的时空变

化信息 (Voogt 和 Oke, 2003; Sobrino 等, 2004; Li 等, 2013; Sobrino 和 Jiménez Muñoz, 2014; Urbanski 等, 2016)。近年来, 随着遥感技术以及反演算法的快速发展, 地表温度已经被广泛应用于各个领域, 如蒸散发和土壤湿度估算 (Zhao 等,

收稿日期: 2021-05-12; 预印本: 2021-07-09

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41871275, 42071326, 42001300)

第一作者简介: 段四波, 1983 年生, 男, 研究员, 研究方向为热红外定量遥感。E-mail: duansibo@caas.cn

通信作者简介: 李召良, 1964 年生, 男, 研究员, 研究方向为热红外遥感。E-mail: lizhaoliang@caas.cn

2017; Ma 等, 2018)、城市热环境监测 (Fu 和 Weng, 2018; Lai 等, 2018) 和灾害监测 (Jiang 等, 2017; Mia 等, 2018; Sekertekin 和 Arslan, 2019) 等。热红外数据 TIR (Thermal Infrared) 可以通过辐射传输方程直接与地表温度联系起来 (Ren 等, 2014; Duan 等, 2020)。目前, 国内外学者已经卫星热红外数据开展了很多研究, 并提出了不同的地表温度反演算法 (Qin 等, 2001b; Jiménez-Muñoz 和 Sobrino, 2003; Wan 和 Dozier, 1996; Wan 和 Li, 1997; Gillespie 等, 1998)。陆地卫星 (Landsat) 系列数据凭借其较高的空间分辨率和光谱信息, 以及连续对地观测等诸多优点, 成为长时间地表状态及其变化监测研究中最有效的遥感数据之一。而其中的热红外波段由于对地物热辐射信息敏感, 因此被广泛应用于地表温度变化的监测中 (Ndossi 和 Avdan, 2016; Shiver 等, 2019; Wulder 等, 2019; 张兆明 等, 2020)。

20 世纪 80 年代以来, 国内外学者使用 Landsat 热红外数据开展了大量的研究, 针对不同的传感器和实际情况研发了不同的地表温度反演算法, 并不断地对方法进行改进。为了达到更高的反演精度, 国内外学者还提出了不同的方法来消除地表比辐射率和大气的影。本文详细地介绍了 Landsat 热红外数据和产品的发展与现状, 系统地

回顾了基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演研究进展, 阐述了与地表温度反演算法相关参数的估算方法, 并对今后的研究方向进行了展望。

2 Landsat 热红外传感器与数据产品

自 1972 年第一颗陆地卫星 Landsat 1 发射以来, 美国共发射了 8 颗 Landsat 系列卫星, 其中, Landsat 6 没有到达预定轨道, 发射失败。到目前为止, Landsat 系列卫星已经完成了近 50 年的连续对地观测, 积累了有史以来最完整、全球覆盖、时间连续的对地观测影像资料, 为研究地表状况提供了宝贵的资料 (USGS, 2013)。

Landsat 系列卫星的轨道设计为与太阳同步的近极地圆形轨道, 以确保北半球中纬度地区获得中等太阳高度角 (25° — 30°) 的成像, 而且卫星以同一地方时、同一方向通过同一地点, 保证遥感观测条件的基本一致, 利于数据的对比。自 1982 年以来, Landsat 系列卫星传感器 (Landsat 4/5 TM (Thematic Mapper)、Landsat 7 ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) 和 Landsat 8 TIRS (Thermal Infrared Sensor)) 不断获取地球表面的热红外影像, 积累了近 40 年的热红外遥感数据, 为地表温度反演研究提供了丰富的数据源。表 1 显示了 Landsat 系列卫星及搭载的热红外传感器参数。

表 1 Landsat 系列卫星参数

Table 1 Satellite parameters of Landsat 4/5/7/8

卫星参数	Landsat 4	Landsat 5	Landsat 7	Landsat 8
发射时间	1982-07	1984-03	1999-04	2013-02
卫星高度/km	705	705	705	705
轨道倾角/ $^{\circ}$	98.9	98.2	98.2	98.2
赤道过境时间	9:45 am	9:30 am	10:00 am	10:00 am
覆盖周期/d	16	16	16	16
幅宽/km	185	185	185	185
热红外传感器	TM	TM	ETM+	TIRS
热红外波段及其光谱范围	第 6 波段 (10.4—12.5 μm)	第 6 波段 (10.4—12.5 μm)	第 6 波段 (10.4—12.5 μm)	第 10 波段 (10.6—11.19 μm) 第 11 波段 (11.5—12.51 μm)
热红外波段空间分辨率/m	120	120	60	100
运行情况	1993 年退役	2013 年退役	在轨服务 (2003-05 之后影像出现条带)	在轨服务 (第 11 波段无法准确定标)

2.1 Landsat 热红外传感器

Landsat 系列卫星所携带的热红外传感器有 TM、ETM+ 以及 TIRS 3 种, 图 1 显示了 Landsat 4/5/7/8 热红外波段的光谱响应函数 (<https://landsat.gsfc.nasa.gov/> [2021-05-12])。

(1) Landsat 4—5: TM 传感器。Landsat 4—5 卫星携带的热红外传感器是专题制图仪 TM。TM

传感器共包含 7 个波段, 其中第 6 波段 (10.4—12.5 μm) 为热红外波段。Landsat 5 超长服役了近 29 年, 于 2013-01 停止获取数据。

(2) Landsat 7: ETM+ 传感器。Landsat 7 搭载的 ETM+ 传感器在 TM 传感器的基础上对空间分辨率和光谱特性都做出了改进, 将热红外波段的空间分辨率提高到了 60 m。

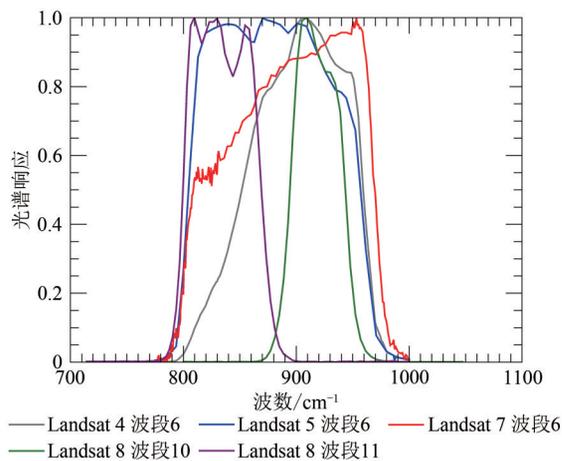


图1 Landsat 4/5/7/8 热红外波段的光谱响应函数

Fig. 1 Spectral response function of Landsat 4/5/7/8 TIR bands

2003-05-31, Landsat 7 搭载的 ETM+扫描行校正器 SLC (Scan Lines Corrector) 发生故障, 导致获取的影像出现了大约 22% 的条带数据丢失。在此之后, Landsat 7 获取的所有数据都存在异常, 需要采用 SLC-off 模型进行校正。因此, Landsat 7 SLC 故障之前的数据产品称为 L7 SLC-on 产品, Landsat 7 SLC 故障之后的异常数据产品称为 L7 SLC-off 产品。

为了解决 Landsat 7 ETM+ 数据条带缺失的问题, 美国地质调查局 USGS (United States Geological Survey) / 美国国家航空航天局 NASA (National Aeronautics and Space Administration) 开发了一种使用一个或多个 SLC-off 或 SLC-on 图像的局部线性直方图匹配方法。该方法在每个缺失像素的运动窗口中采用局部线性直方图匹配, 得到重缩放函数。然后使用该重缩放函数将一个输入场景的辐射值转换为被间隙填充场景的等效辐射值, 再使用转换后的数据填充该场景的间隙。这种方法非常简单, 易于实现, 可以解决很多由于数据缺失导致的问题。

(3) Landsat 8: TIRS 传感器。与之前搭载的仅有一个热红外波段的 TM/ETM+ 传感器不同, Landsat 8 TIRS 热红外传感器具有两个热红外波段: 第 10 波段 (10.6—11.2 μm) 和第 11 波段 (11.5—12.5 μm)。自从其发射以来, TIRS 传感器及其定标参数已经经历了数次变化。

2013-08-22, Landsat 官网首次公布了定标的 Landsat 8 热红外数据存在偏差, 其反演的水面温度会比实测温度高出 2 K 以上。Landsat 团队认为定标偏差是由 TIRS 传感器视域外的杂散光引起的 (Out-of-field stray light) (Barsi 等, 2014; Montanaro 等, 2014)。在经过重新定标处理后, TIRS 第 10

和 11 波段对应的温度偏差分别为 0.8 K 和 1.75 K, 仍大于 Landsat 7 ETM+ 热红外数据的 0.48 K (Barsi 等, 2014; 徐涵秋, 2016)。由于 TIRS 第 11 波段的定标偏差仍较大, USGS 不鼓励使用分裂窗算法进行地表温度反演, 而是建议采用单通道方法, 利用 TIRS 传感器第 10 波段反演地表温度。

为了消除杂散光的影响, 学者们开展了很多相关的研究。Montanaro 等 (2015) 提出了一种新的杂散光校正算法 SLCA (Stray Light Correction Algorithm), 该算法大大降低了杂散光引起的定标误差。Gerace 和 Montanaro (2017) 对 SLCA 算法进行改进, 并利用 20 个场景 (几乎都是近海场景) 的 MODIS 数据对校正前后的 Landsat 8 亮度温度进行验证, 结果发现在第 10 和 11 波段 TIRS 图像的绝对辐射误差平均降低到 0.5% 左右。此后, 该算法被应用于所有 Landsat 8 产品的生成系统中。

2.2 Landsat 数据产品

目前, Landsat 系列卫星获取的 50 年观测数据主要由美国地质调查局/地球资源观测科学中心 EROS (Earth Resources Observation and Science) 数据存档中心负责存储管理。为了促进数据的应用以及数据处理算法的改进, 从 2008 年起, USGS 逐步免费开放 Landsat 系列数据。世界各地用户可以通过 USGS 相关网站免费获取包括 L0R、L1G、L1T 等经过多种处理等级的 Landsat 标准数据产品。其中, L0R 级产品为原始数据, L1G 级产品为经过了系统辐射定标和几何粗校正后的数据, L1T 级产品则是进一步利用地面控制点与数字表面模型 DEM (Digital Elevation Model) 等地面高程信息进行了几何精校正的数据。

2016 年, USGS 将 Landsat 存档重新组织为一个名为 Landsat Collection 1 的分层集合管理结构。这种结构确保所有 Landsat Level-1 级产品提供具有一致的数据质量的存档。Landsat Collection 1 包括了来自 Landsat 8 OLI/TIRS, Landsat 7 ETM+, Landsat 4—5 TM 和 Landsat 1—5 MSS 的 Level-1 级别数据产品。Landsat Collection 2 是 USGS 对 Landsat 进行的第二次重大再处理工作, 该工作对 Landsat 数据产品进行了多项改进。Collection 2 包括 1972 年以来所有传感器的 Level-1 数据, 以及 1982 年至今的全球 Level-2 级地表反射率和地表温度产品。基于 Collection 1 的产品, Collection 2 包括: Landsat 8 TIRS 和 Landsat 7 ETM+ 的 Level-1 级别数据产品、美国 Landsat ARD (Analysis Ready Data) 产品和 Level-3 科学产品的数据处理和下载 (Fu 和 Weng, 2016a)。

Landsat Collection 1 产品分为 3 层: Tier 1 (T1) 产品、Tier 2 (T2) 产品以及近实时 Tier (NT) 产品。近实时层产品是一个过渡层, 数据放在实时层中, 可在 12 小时内下载, 然后便会被处理为 Tier 1 或 Tier 2 的产品。Tier 1 是具有 12 m 或更小均方根误差 RMSE (Root Mean Square Error) 的大地测量精度的产品, 该数据适用于时间序列分析。Tier 1 包括 Level-1 地形精度校正 L1TP (Terrain Precision Correction) 数据。处理过程中没有达到 Tier 1 标准的 Landsat 影像被置于 Tier 2。Tier 2 和 Tier 1 具有相同的辐射标准, 但是没有达到 Tier 1 的几何标准。Tier 2 包括系统地形校正 L1GT (Systematic Terrain Correction) 和系统几何校正 L1GS (Geometric Systematic Correction) 数据。

2017 年, USGS 发布了美国陆地卫星分析就绪数据 ARD。该数据是使用 Landsat Collection 1 Tier 1 数据的处理算法——陆地卫星产品生成系统 (LPGS) 生成的, 以统一的存储格式为美国本土 (CONUS)、阿拉斯加以及夏威夷地区提供数据, 可以用于长时间序列分析 (Dwyer 等, 2018)。当前的 Landsat ARD 数据集是基于 Landsat 4-5 TM 传感器 Tier 1 数据、Landsat 7 ETM+ 传感器 Tier 1 数据以及 Landsat 8 TIRS 传感器 Tier 1 / Tier 2 数据创建的。Landsat ARD 数据集始终按照时间序列分析所需的最高科学标准进行处理, 它由以下产品组成: (1) 大气顶层 TOA (Top of the Atmosphere) 反射率; (2) 大气顶层亮温 BT (Brightness Temperature); (3) 地表反射率 LSR (Land Surface Reflectance); (4) 地表温度 (LST); (5) 像元质量评估 QA (Quality Assurance)。其中, 地表温度产品是使用基于辐射传输方程的方法反演得到的。该方法使用 NCEP-NARR (National Centers for Environment Prediction North American Regional Reanalysis) 再分析大气廓线数据和 ASTER GED (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer Global Emissivity Dataset) (缩写列表见附录 A) 数据分别进行大气和比辐射率的校正。由于 NCEP-NARR 再分析大气廓线数据仅覆盖美国, 因此只能提供美国区域的地表温度产品。

3 Landsat 热红外数据地表温度反演与应用的文献分析

首先, 在 Web of Science “核心合集” 数据库和中国知网 (CNKI) 数据库中以 “Landsat”、“Land surface temperature” 和 “emissivity” 为关键词, 检索得到从 2001 年—2020 年共 20 年间发表的

相关文献。其中, Web of Science 核心合集数据库中检索结果为 390 篇, 中国知网数据库为 164 篇。其次, 逐篇浏览摘要及算法部分的内容, 筛选出以 Landsat 热红外数据为主要数据源, 进行地表温度反演的文献。最后, 删除会议摘要等, 保留期刊论文和会议论文, 最终共得到文献 393 篇。需要说明的是, 由于关键词选择及文献可获得性的限制, 本文可能遗漏部分资料。

本文将这些文献分为算法和应用两部分。其中, 算法部分的文献有 145 篇, 应用部分的文献有 248 篇。算法部分的内容主要包括: (1) 目前常用的基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演算法及其验证, 如基于辐射传输方程的算法 (Chatterjee 等, 2017; 孟翔晨等, 2018)、单窗算法 (Qin 等, 2001b; 覃志豪等, 2003; Li 等, 2004; 胡德勇等, 2015, 2017; 蒋大林等, 2015; Wang 等, 2015; Bendib 等, 2017)、普适性单通道算法 (Jiménez-Muñoz 和 Sobrino, 2003; Jiménez-Muñoz 等, 2009)、实用单通道算法 (Wang 等, 2016; Wang 等, 2019) 和分裂窗算法 (Jiménez-Muñoz 等, 2014; Rozenstein 等, 2014; Jin 等, 2015; 崔世超等, 2016; Wang 等, 2016; Li 和 Jiang, 2018); (2) 地表温度反演相关参数的获取与验证, 如比辐射率相关的算法、验证及其对地表温度的影响分析 (覃志豪等, 2003; Mallick 等, 2012; Chen 等, 2016; Parastatidis 等, 2017; Ren 等, 2017; Li 和 Meng, 2018; Duan 等, 2019b; Neinavaz 等, 2020; 王丽霞等, 2019; Vanhellefont, 2020; Varade 等, 2020; Yin 等, 2020), 大气参数相关的估算方法、验证及其对地表温度的影响分析 (Rosas 等, 2017; Galve 等, 2018; Meng 和 Cheng, 2018; Yang 等, 2020); (4) 不同地表温度反演算法之间的对比验证 (丁凤等, 2006; 杜嘉等, 2009; Zhou 等, 2012; Yu 等, 2014; 宋挺等, 2015; Skokovic 等, 2017; Zereie 等, 2018; Käfer 等, 2020; Miller 等, 2020; Sajib 和 Wang, 2020; Guo 等, 2020; Sekertekin 和 Bonafoni, 2020a); (5) 真实场景下的地表温度反演算法, 如具有复杂三维结构的山区和城市地表温度反演算法 (Yang 等, 2015b; Hofierka 等, 2020; Zhu 等, 2021) 和云覆盖区域的地表温度反演算法 (Wang 等, 2019); (6) 其他算法相关的文献, 如地表温度的降尺度方法 (Rodriguez-Galiano 等, 2012) 和多源卫星数据时空融合算法 (Wu 等, 2013; Weng 和 Fu, 2014; Quan 等, 2018; Son 等, 2018; Januar 等,

2020) 等。

应用部分的内容主要包括：(1) 地表温度在城市区域的应用，如热岛效应 (Li 等, 2012; Maimaitiyiming 等, 2014; Lai 等, 2018; Guha 等, 2019; Mbuh 等, 2019; Lu 等, 2020; Terfa 等, 2020; 王力涛 等, 2020)、城市不透水面的影响 (Lu 和 Weng, 2006; Xu, 2010; Zhang 等, 2017) 和植被覆盖的影响 (Li 等, 2012; 胡光庭 等, 2017) 等；(2) 地表温度在灾害监测的应用，如地热监测 (Qin 等, 2011; Wang 等, 2019; Gemitzi 等, 2021)、煤火监测 (Jiang 等, 2017; Vu 和 Nguyen, 2018) 和火山监测 (Mia 等, 2015, 2018; Sekertekin 和 Arslan, 2019) 等；(3) 其他参数对地表温度的影响，如土地利用和土地覆盖对地表温度的影响 (Fu 和 Weng, 2016b; Dhar 等, 2019; Dang 等, 2020; Roy 等, 2020) 和其他参数的影响 (Scarano 和 Sobrino, 2015; Guha 等, 2018; Mahato 和 Pal, 2019; Nill 等, 2019; Peng 等, 2020)。

图2为相关文献中地表温度反演算法的使用情况。在常用的基于辐射传输方程的算法、单窗算法、普适性单通道算法以及分裂窗算法中，使用最多的是基于辐射传输方程的算法，该算法具有坚实的物理基础以及较高的反演精度；其次是单窗算法，该算法简单易用，普适性较强；然后是普适性单通道算法，该算法需要的输入参数最少，且精度较高；最少使用的是分裂窗算法，因为在 Landsat 系列卫星中，只有 Landsat 8 有两个热红外波段可以使用分裂窗算法，数据源较少。而且，Landsat 8 的第 11 波段受杂散光影响，定标偏差较大。这 4 种算法将在第 4 节中详细阐述。

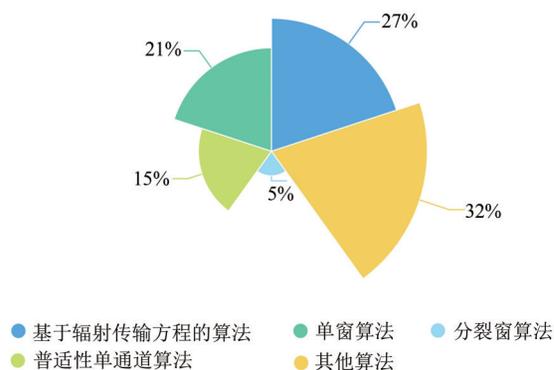


图2 相关文献中地表温度反演算法的使用情况
Fig. 2 Usage of LST retrieval algorithms in relative literatures

图3为按上述关键词统计出来的中英文文献的发表情况，图4为文献的引用情况。由图3和图4

可以看出，近20年来，越来越多的学者选择使用 Landsat 热红外数据进行地表温度反演的算法与应用研究。尤其是2008年 Landsat 数据开放使用之后，相关的地表温度反演算法与应用的文献数量明显增多。在近10年间，基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演算法与应用的研究总体上呈现上升趋势，被引频次达到较高的水平。在未来，随着 Landsat 系列卫星和传感器的发展，预计相关的文献数量将持续增长，Landsat 热红外数据将在地表温度反演与应用中继续发挥重要作用。



图3 2001年—2020年相关中英文文献的发表情况
Fig. 3 Publication of English and Chinese literatures during 2001—2020

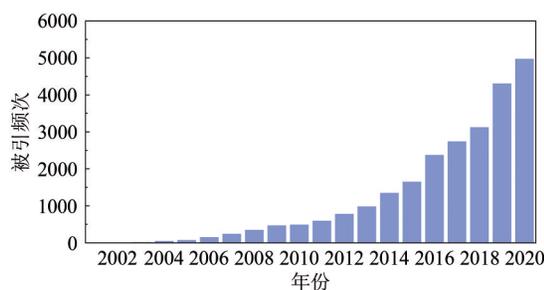


图4 2001年—2020年相关文献被引频次
Fig. 4 Cited times of relative literatures during 2001—2020

图5为2001年—2020年间各国作者发表相关论文的数量 (仅统计第一作者)，图6为使用 Citespace 可视化软件统计相关文献间的共被引网络关系图。其中，图6 (a) 为基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演研究作者共被引关系网络图，图6 (b) 为基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演研究国家及机构合作关系网络图。由图6 (a) 可以看出，Qihao Weng 共被引的频次最高，该学者对地表温度在城市中的应用进行了大量研究；其次为 Jiménez-Muñoz Juan Carlos 和 Zhao-Liang Li，这两位学者都对地表温度反演算法有着非常深入地研究，并取得了丰硕的成果。对基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演研究文献发表国家及机构进行分析。由图6 (b) 可以看出，中国机构的

发文数量最多，并且与其他机构的联系密切，说明中国的机构与其他国家机构之间的合作广泛。发文数量最多的机构是中国科学院，除此之外，

北京师范大学、复旦大学、北京大学以及中国农业科学院也具有较高的发文量和影响力。

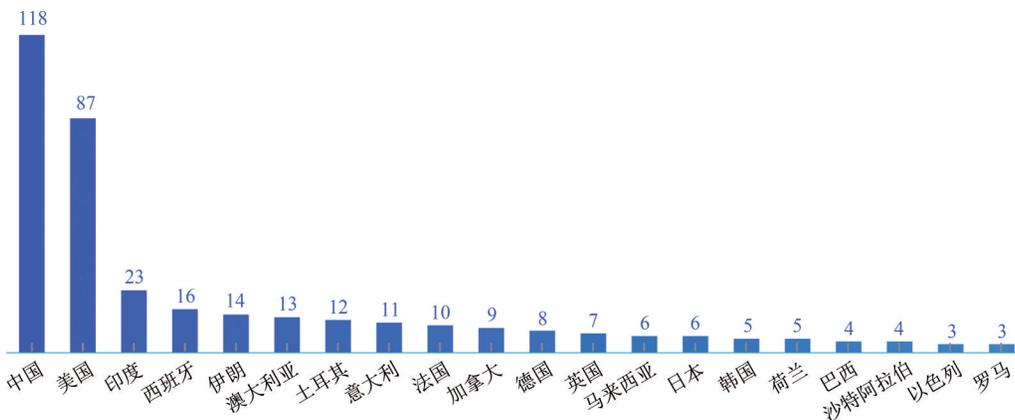
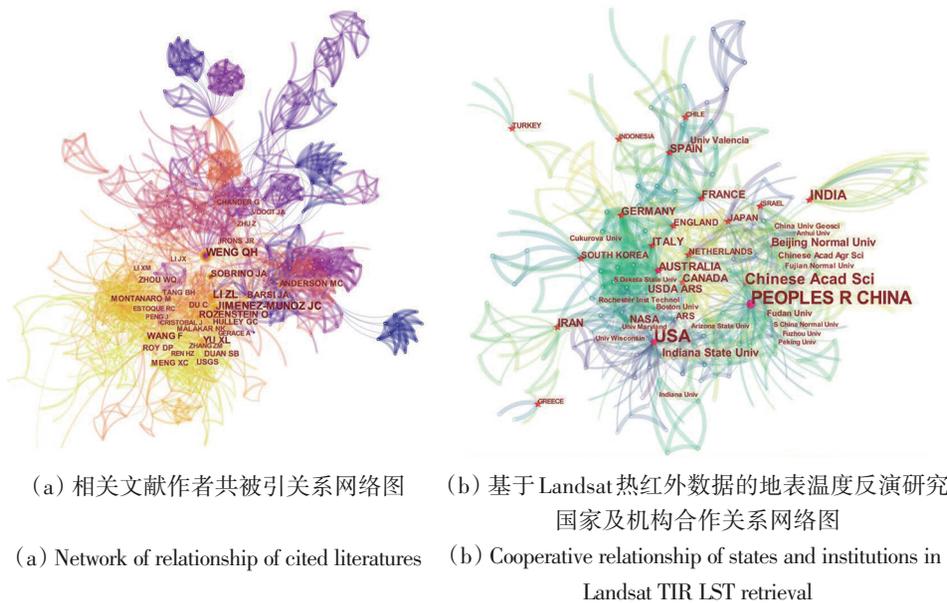


图5 2001年—2020年各国作者发表相关文献总量

Fig. 5 Total quantity of published literatures during 2001—2020



(a) 相关文献作者共被引关系网络图

(b) 基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演研究国家及机构合作关系网络图

(a) Network of relationship of cited literatures

(b) Cooperative relationship of states and institutions in Landsat TIR LST retrieval

图6 相关文献作者及其所属国家、机构间的关系网络图

Fig. 6 Network of relationship of the authors and their states and institutions of the cited literatures

4 Landsat 热红外数据地表温度反演方法

针对 Landsat 热红外数据，国内外学者提出了多种算法反演地表温度。根据使用的热红外传感器的通道数不同，可以分为单通道算法和分裂窗算法两类。

4.1 单通道算法

单通道算法是利用卫星接收的位于大气窗口的单通道数据，借助于大气垂直廓线数据（温度、

湿度等），结合大气辐射传输方程计算大气上下行辐射和大气透过率等大气参数以达到大气校正的目的，从而反演地表温度。常用的单通道算法包括基于辐射传输方程的算法（Sobrino 等，2004）、Qin 等（2001b）提出的单窗算法、Jiménez-Muñoz 和 Sobrino（2003）提出的普适性单通道算法和 Wang 等（2019）提出的实用单通道算法。

4.1.1 基于辐射传输方程的算法

基于辐射传输方程的算法是最早发展起来的一种地表温度反演算法。该算法的基本思路是基

于热红外辐射传输方程, 去除辐射传输过程中大气对热辐射的影响, 从而较为精确地获得地表温度。该算法具有广泛的适用性, 能够被应用于任何传感器上的热红外遥感数据。热红外辐射传输方程表示为

$$L_{\text{sen}} = B(T_{\text{sen}}) = (\varepsilon B(T_s) + (1 - \varepsilon)L_d)\tau + L_u \quad (1)$$

式中, L_{sen} 为星上辐亮度 ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$), B 为普朗克函数, T_{sen} 为星上亮温 (K), ε 为地表比辐射率, τ 为大气透过率, T_s 为地表温度 (K), L_d 和 L_u 分别是大气下行辐射和大气上行辐射 ($\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$)。

由于大气层的剖面是一个连续剖面, 在不同的

高程上大气参数是不同的, 因而大气辐射亮度也不同。在基于辐射传输方程算法的具体应用中, 最核心的部分就是要精确获得大气上、下行辐射以及大气透过率的值, 并将该部分大气影响从传感器接收到的辐射中消除, 得到地表的辐射值, 在地表比辐射率已知的情况下, 可以计算得到地表温度:

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

式中, K_1 和 K_2 为辐射常量。表 2 总结了 Landsat 4/5/7/8 热红外波段的辐射常量 K_1 和 K_2 的值 (USGS, 2018a, 2018b, 2018c)。

表 2 Landsat 4/5/7/8 热红外波段的辐射常量 K_1 和 K_2 的值 (USGS, 2018a, 2018b, 2018c)

Table 2 Values of constants K_1 and K_2 of Landsat 4/5/7/8 TIR bands (USGS, 2018a, 2018b, 2018c)

辐射常量	Landsat 4 TM6 波段	Landsat 5 TM6 波段	Landsat 7 ETM+6 波段	Landsat 8 TIRS10 波段	Landsat 8 TIRS11 波段
$K_1/(\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1})$	671.62	607.76	666.09	774.89	480.89
K_2/K	1284.30	1260.56	1282.71	1321.08	1201.14

基于辐射传输方程的算法不仅具有坚实的物理基础, 且计算精度较高。但是该算法计算过程复杂, 难以获取实时的大气廓线数据 (包括不同高度的温度、湿度等)。而使用标准大气廓线数据替代实时的大气廓线数据则会影响到地表辐射的模拟, 从而降低地表温度的反演精度。

4.1.2 单窗算法

为了减少对大气廓线的依赖, Qin 等 (2001b) 通过引入大气平均作用温度, 提出了一种基于 Landsat 5 TM 第 6 波段数据的单窗算法。该算法将大气和地表的影响直接包含在反演公式中, 只需要大气平均作用温度和大气透过率两个大气参数, 估算得到地表温度:

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

式中,

$$C = \varepsilon\tau \quad (4)$$

$$D = (1 - \tau)(1 + (1 - \varepsilon)\tau) \quad (5)$$

式中, a 和 b 是普朗克方程相关的系数, T_a 是大气平均作用温度 (K)。

由于 Landsat 8 热红外波段的光谱范围和响应函数与 Landsat 5 不同, 所以需要针对 Landsat 8 第 10 波段对单窗算法输入参数 a 、 b 进行了重新拟合 (Wang 等, 2015)。表 3 为 Landsat 5 TM 第 6 波段系数 a_6 、 b_6 以及 Landsat 8 TIRS 第 10 波段系数 a_{10} 、 b_{10} 。

表 3 单窗算法中系数 a 、 b 的值 (Qin 等, 2001b; Wang 等, 2015)

Table 3 Value of parameters a and b in mono-window algorithms (Qin et al., 2001b; Wang et al., 2015)

温度范围/°C	a_6	b_6	温度范围	a_{10}	b_{10}
0—30	-60.3263	0.43436	20—70°C	-70.1775	0.4581
10—40	-63.1885	0.44411	0—50°C	-62.7182	0.4339
20—50	-67.9542	0.45987	-20—30°C	-55.4276	0.4086
30—60	-71.9992	0.47271	—	—	—

Qin 等 (2001b) 使用模拟数据对单窗算法进行了验证。结果表明, 该方法的地表温度反演精度较高, 当输入参数没有误差时, 该方法的地表温度反演精度可以达到 0.4 K。Wang 等 (2015) 提出的针对 Landsat 8 TIRS 第 10 波段的改进的单窗算法反演地表温度的偏差和 RMSE 分别为 -0.05 K 和 0.84 K, 具有较高的反演精度。单窗算法既考虑了地表比辐射率的影响, 也考虑了大气辐射的影响。在地表温度反演过程中所需要的大气参数比传统的辐射传输方程要少, 且反演精度较高, 普适性较强。

4.1.3 普适性单通道算法

Jiménez-Muñoz 和 Sobrino (2003) 针对 Landsat 5 TM 数据提出了一种反演地表温度的普适性单通道算法。该算法假设地表比辐射率已知, 根据辐射传输方程, 对普朗克函数进行一阶泰勒级数展开, 仅

需要通过大气水汽含量反演地表温度。Jiménez-Muñoz等(2009)对普适性的单通道算法进行改进,并扩展到 Landsat 4、5 TM 和 Landsat 7 ETM+。Jiménez-Muñoz等(2014)和Cristóbal等(2009)提出了针对 Landsat 8 TIRS 数据的单通道算法。普适性单通道算法表示为

$$T_s = \gamma((\psi_1 L_{sen} + \psi_2)/\varepsilon + \psi_3) + \delta \quad (6)$$

$$\gamma = T_{sen}^2 / (b_\gamma L_{sen}) \quad (7)$$

$$\delta = T_{sen} - T_{sen}^2 / b_\gamma \quad (8)$$

式中, b_γ 是与等效波长相关的量。对于 Landsat 4 TM 第6波段, $b_\gamma=1290$ K; 对于 Landsat 5 TM 第6波段, $b_\gamma=1256$ K; 对于 Landsat 7 ETM+第6波段, $b_\gamma=1277$ K; 对于 Landsat 8 TIRS 第10波段, $b_\gamma=1324$ K。 ψ_1 、 ψ_2 和 ψ_3 是大气水汽含量 w 的函数:

$$\begin{bmatrix} \psi_1 \\ \psi_2 \\ \psi_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w^2 \\ w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

表4 普适性单通道算法中系数 c 的值(Jiménez-Muñoz和Sobrino,2003;Jiménez-Muñoz等,2014)

Table 4 Values of parameter c in the generalized single-window algorithm (Jiménez-Muñoz and Sobrino, 2003; Jiménez-Muñoz et al., 2014)

传感器	c_{ij}	$j=1$	$j=2$	$j=3$
Landsat 4 TM	$i=1$	0.06674	-0.03447	1.04483
	$i=2$	-0.50095	-1.15652	0.09812
	$i=3$	-0.04732	1.50453	-0.34405
Landsat 5 TM	$i=1$	0.08158	-0.05707	1.05991
	$i=2$	-0.58853	-1.08536	-0.00448
	$i=3$	-0.06201	1.59086	-0.33513
Landsat 7 ETM+	$i=1$	0.06982	-0.03366	1.04896
	$i=2$	-0.51041	-1.20026	0.06297
	$i=3$	-0.05457	1.52631	-0.32136
Landsat 8 TIRS	$i=1$	0.04019	0.02916	1.01523
	$i=2$	-0.38333	-1.50294	0.20324
	$i=3$	0.00918	1.36072	-0.27514

Jiménez-Muñoz等(2009)对普适性单通道算法进行了验证。结果表明,当大气水汽含量在 $0.5-2 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-2}$ 范围内时,普适性单通道算法的误差在 $1-2 \text{ K}$ 之间。当考虑更大范围的大气水汽含量时,普适性单通道算法的精度大幅降低,误差将超过 4 K 。Jiménez-Muñoz等(2014)对改进后的普适性单通道算法进行验证,结果表明,当大气水汽含量小于 $3 \text{ g}\cdot\text{cm}^{-2}$ 时, RMSE小于 1.5 K 。但徐涵秋(2016)指出,Jiménez-Muñoz等(2014)建

立的模型所采用的数据并不是真正的TIRS热红外数据,且没有经过实测数据验证。Jiménez-Muñoz等(2014)也指出其模型需经广泛的实测数据验证,因此他们于2018年提出了改进的模型(Cristobal等,2018),使得模型估算数据与实测数据的偏差可总体小于 -0.5 K 。总的来看,普适性单通道算法既考虑了地表比辐射率的影响,也考虑了大气辐射的影响,适用于任何带宽约为 $1 \mu\text{m}$ 的热红外传感器,并且因为其需要的实时大气参数较少而被广泛使用。

4.1.4 实用单通道算法

针对现有单通道算法中线性化普朗克函数和大气参数系数求解引入的误差,Wang等(2019)提出了实用单通道算法PSC(Practical Single-Channel)。实用单通道算法直接构建地表黑体辐射亮度与星上辐射亮度之间的关系,避免线性化普朗克函数带来的误差。通过分析大气参数构建最优大气参数估算模型,并基于全局拟合方法求解大气参数模型的系数,规避多个大气参数误差的叠加。实用单通道算法包含两种形式:(1)基于大气水汽含量的实用单通道算法(PSC_w);(2)基于大气水汽含量和近地表气温的实用单通道算法($\text{PSC}_{w\&T_a}$),算法表示如下:

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{B(T_s)_x} + 1\right)} \quad (10)$$

式中, $B(T_s)_x$ 为 $B(T_s)_w$ 或 $B(T_s)_{w\&T_a}$

$$B(T_s)_w = a_0 + a_1 w + (a_2 + a_3 w + a_4 w^2) \frac{1}{\varepsilon} + (a_5 + a_6 w + a_7 w^2) \frac{1}{\varepsilon} L_{sen} \quad (11)$$

$$B(T_s)_{w\&T_a} = a_0 + a_1 w + (a_2 + a_3 w) T_a + ((a_4 + a_5 w + a_6 w^2) + (a_7 + a_8 w + a_9 w^2) T_a) + (a_{10} + a_{11} w + a_{12} w^2) \frac{1}{\varepsilon} L_{sen} \quad (12)$$

Wang等(2019)基于模拟数据和SURFRAD辐射通量观测站点实测数据对 PSC_w 和 $\text{PSC}_{w\&T_a}$ 算法的稳定性和精度进行评价,并与当前被最广泛使用的普适性单通道算法做比较。分析结果表明,实用单通道算法对输入参数误差的敏感性比普通普适性单通道算法弱,具有更好的稳定性;与普通普适性单通道算法相比,实用单通道算法地表温度反演精度提升了 0.47 K 。

表 5 实用单通道算法(PSC_w)中系数 a 的值(Wang等,2019)Table 5 Values of parameter a in the practical single-channel algorithm (PSC_w) (Wang et al., 2019)

卫星	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7
Landsat 4	-0.400985	1.563747	0.282200	-1.430355	-0.276741	1.022396	-0.002946	0.032781
Landsat 5	-0.374535	1.615873	0.249358	-1.540580	-0.280461	1.026033	0.004315	0.034258
Landsat 7	-0.383841	1.572869	0.261657	-1.462534	-0.279104	1.024070	0.000557	0.033393

表 6 实用单通道算法(PSC_{w&Ta})中系数 a 的值(Wang等,2019)Table 6 Value of parameter a in practical single-channel algorithms (PSC_{w&Ta}) (Wang et al., 2019)

卫星	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6
Landsat 4	-0.329768	1.155640	-0.008760	0.013946	0.371511	-1.511747	-0.198502
Landsat 5	-0.280294	1.194112	-0.007207	0.013798	0.356265	-1.701744	-0.186382
Landsat 7	-0.301172	1.158707	-0.007891	0.013780	0.349217	-1.562254	-0.196950
卫星	a_7	a_8	a_9	a_{10}	a_{11}	a_{12}	
Landsat 4	0.010662	-0.026725	0.001481	0.986492	0.085282	0.020863	
Landsat 5	0.009602	-0.028564	0.001975	0.981257	0.112059	0.018686	
Landsat 7	0.009917	-0.027157	0.001617	0.985842	0.094073	0.020544	

4.2 分裂窗算法

由于难以准确、实时获取大气信息,为了避免对大气参数的依赖,可以利用遥感数据自身所包含的信息进行大气校正。分裂窗算法就是基于此思路发展而来,其原理是利用大气窗口内两个相邻通道(中心波长约在11 μm 、12 μm 处)对大气吸收作用的不同(尤其对大气中水汽作用的差异),通过两个通道测量值的各种组合来剔除大气的影响,从而进行大气校正。

尽管Landsat 8 TIRS第11波段绝对辐射定标误差较大,不宜采用分裂窗算法进行地表温度反演,但是Jiménez-Muñoz等(2014)、Rozenstein等(2014)、Yu等(2014)和Du(2015)还提出了基于TIRS第10、第11波段的分裂窗算法。

Jiménez-Muñoz等(2014)在Sobrino等(1996)提出的分裂窗算法的基础上,提出了针对Landsat 8热红外传感器的非线性分裂窗算法。Rozenstein等(2014)在McMillin(1975)提出的分裂窗算法的基础上,结合Qin等(2010a)针对AVHRR(Advanced Very High Resolution Radiometer)数据对辐射传输方程一阶泰勒线性公式拟合得到的分裂窗算法,分别对Landsat 8 TIRS第10和第11两个波段的热辐射强度值 L_i 和温度 T 进行线性拟合,得到0—60℃下的Landsat 8地表温度计算公式。Yu等(2014)在Mao等(2006)针对MODIS数据提出的分裂窗算法的基础上,通过泰勒展开将普朗克函数线性化,模拟了-10—20℃和20—50℃的范围内辐射强度值 L_i 和温度 T 之间的分段线性关系,

进一步改进了算法的各项系数。Du等(2015)在辐射传输理论的基础上,通过消除集中在11—12 μm 之间两个相邻热红外通道的不同大气吸收带所造成的大气影响,对星上亮温采用线性和非线性组合来计算地表温度,并使用MODTRAN(MODerate resolution atmospheric TRANsmission)计算得到不同大气条件下对应的系数。

Jiménez-Muñoz等(2014)和Rozenstein等(2014)所建立的模型所采用的数据都是模拟的Landsat 8 TIRS数据,而不是真正的TIRS热红外数据。尽管在两篇文章中都借助了其他模型的数据进行验证,但是模型的精度都没有经过实测数据验证。徐涵秋等(2015a, 2015b)根据福州国家气候基准站的实测地表温度数据,对以上两种分裂窗算法进行了对比。对比结果显示,在选用的两个日期中,Rozenstein等(2014)提出的分裂窗算法的误差分别为-5.75 K和-5.09 K,两日平均误差为-5.42 K; Jiménez-Muñoz等(2014)提出的分裂窗算法的误差分别为-13.61 K和-10.78 K,两日平均误差为-12.2 K。无论是Jiménez-Muñoz等(2014)或是Rozenstein等(2014)提出的分裂窗算法精度都不高。而Yu等(2014)以及Du等(2015)也没有对TIRS热红外数据存在的定标问题进行讨论,因此很难判断其算法在USGS重新定标前后的准确性。

4.3 地表温度反演算法对比

随着各种遥感温度产品的成熟,地面实测数

据的丰富, 以及地表温度反演算法的发展, 很多学者对基于 Landsat 热红外数据的单通道算法和分裂窗算法进行了对比和验证。

基于 Landsat 5 TM 数据, Zhou 等 (2012) 在低水汽含量的干旱地区比较了 3 种地表温度反演算法, 包括基于辐射传输方程的算法、单窗算法和普适性单通道算法。结果发现, 普适性单通道算法和基于辐射传输方程的算法精度相似, 单窗算法的精度稍差。基于 Landsat 8 TIRS 数据, Yu 等 (2014) 对基于辐射传输方程的算法、普适性单通道算法以及 Rozenstein 等 (2014) 提出的分裂窗算法进行了对比, 并且使用 SURFRAD (Surface Radiation Budget Network) 中的 4 个站点实测数据对这 3 种算法反演得到的地表温度进行验证, 结果发现, 基于辐射传输方程的地表温度反演算法精度最高, RMSE 低于 1 K。Wang 等 (2019) 基于 Landsat 8 TIRS 热红外数据对单窗算法、普适性单通道算法以及 Rozenstein 等 (2014) 提出的分裂窗算法进行对比, 并分析了这 3 种算法对输入参数的敏感性, 结果表明, 这 3 种算法在反演地表温度时均具有较高的精度, 其中, 输入参数的误差对分裂窗算法的反演结果影响最小, 单窗算法对大气平均作用温度的误差较为敏感。Sekertekin 和 Bonafoni (2020a) 分别使用 Landsat 5 TM、Landsat 7 ETM+ 以及 Landsat 8 TIRS 热红外数据对基于辐射传输方程的算法、单窗算法、普适性单通道算法以及 Yu 等 (2014) 改进的分裂窗算法进行了对比分析, 结果发现, 对于 Landsat 5 TM 热红外数据, 精度最高的地表温度反演算法是基于辐射传输方程的算法, 而对于 Landsat 7 ETM+ 以及 Landsat 8 TIRS 热红外数据, 单窗算法的精度最高。

基于杂散光校正后的 Landsat 8 TIRS 热红外数据, García-Santos 等 (2018) 分别利用基于辐射传输方程的算法、普适性单通道算法以及 Jiménez-Muñoz 等 (2014) 和 Du 等 (2015) 提出的两种分裂窗算法反演地表温度, 并使用 21 个地面观测数据对反演结果进行验证, 结果发现这 4 种地表温度反演算法都具有较高的精度, 其中分裂窗算法的精度最高, RMSE 在 2 K 以内。Guo 等 (2020) 使用 Jiménez-Muñoz 等 (2014)、Rozenstein 等 (2014) 和 Yu 等 (2014) 提出的 3 种分裂窗算法以及分别基于第 10 和第 11 波段的普适性单通道算法对 Landsat 8 TIRS 热红外数据杂散光校正前后的地表温度反演精度进行了评价。他们发现, 在进行杂散光校正后, 在 3 种分裂窗算法和两种单通道算法中, 精度最好的两种是 Rozenstein 等 (2014) 提出的分裂窗算法和基于第 10 波段的普适性单通道算法, 与 SURFRAD 地面站点的实测数据相对比,

均方根误差 RMSE 约为 2.5 K。

5 大气参数计算

在热红外遥感中, 大气对热红外传感器系统所接收到的辐射能量的光谱组成和强度均有明显影响。在任一大气窗口, 大气不是可完全透过, 介于热红外传感器与地面之间的大气会增加或者减少来自地面的辐射。单通道算法利用大气参数来修正大气对地表热辐射传输的影响, 建立精确的大气参数模型是使用单通道算法反演地表温度的关键 (Galve 等, 2018)。

5.1 基于大气廓线的大气参数计算

由式 (1) 可以看出, 在使用辐射传输方程反演地表温度时, 必须获得大气透过率、大气上行辐射和大气下行辐射 3 个大气参数。以大气廓线作为输入, 利用大气辐射传输模型 (例如 MODTRAN 等) 可以模拟地表到传感器之间的辐射传输过程, 从而输出大气透过率、大气上行辐射和大气下行辐射等参数。比如 Barsi 等 (2003) 开发的大气校正参数计算器 ACPC (Atmospheric Correction Parameter Calculator), 使用国家环境预测中心 NCEP (National Centers for Environment Prediction) 模拟的全球大气廓线以及 MODTRAN 模型, 计算大气透过率、大气上行辐射以及大气下行辐射等大气参数。ACPC 可用于 Landsat 5 TM、Landsat 7 ETM+ 第 6 波段以及 Landsat 8 TIRS 第 10 波段的热红外数据 (Barsi 等, 2003; Sekertekin 和 Bonafoni, 2020b)。

目前, 常用的大气廓线主要来自于地基探空数据、卫星反演大气廓线产品以及再分析大气廓线产品。大气廓线的主要参数包括地理位置信息、时间信息、大气分层数、各分层气压以及各气压层上的大气湿度以及大气温度等参数信息。Coll 等 (2012)、Meng 等 (2018) 和 Yang 等 (2020) 比较了常用大气廓线产品的精度。表 7 给出了目前仍在提供数据的常用的大气廓线及其主要特征。

5.1.1 地基探空大气廓线

UWYO 大气廓线是美国怀俄明大学探空数据。该数据的时间分辨率为 12 h/d: 00 和 12 UTC, 它提供高程 (m)、温度 (°C)、气压 (hPa)、水汽质量混合比 (g/kg) 以及相对湿度 (%) 等大气参数。

5.1.2 卫星反演大气廓线

(1) AIRS 大气廓线。AIRS 搭载于太阳同步极地轨道系列卫星 EOS/Aqua, 该数据用于测量全球范围内的大气水汽和温度。AIRS 大气廓线的空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$, 气温和位势高度提供 24 个气压

层: 1000 hPa、925 hPa、850 hPa、700 hPa、600 hPa、500 hPa、400 hPa、300 hPa、250 hPa、200 hPa、150 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、30 hPa、20 hPa、15 hPa、10 hPa、7 hPa、5 hPa、3 hPa、2 hPa、1.5 hPa 和 1 hPa, 而水汽参数仅提供前 12 个气压层数据。

表 7 不同大气廓线的主要特征(Meng 等, 2018; Yang 等, 2020)

Table 7 Main characteristics of various atmospheric profiles(Meng et al., 2018; Yang et al., 2020)

大气廓线	数据源	时间范围	时间分辨率	空间分辨率	垂直分辨率	下载网址
地基探空大气廓线	UWYO	1973年	每日两次	—	不一	http://weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html
卫星反演大气廓线	AIRS	2002年至今	每日两次	1°×1°	24层	https://search.earthdata.nasa.gov/
	MxD07	2000年至今	每日两次	5 km×5 km	20层	https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/
	ECMWF	1979年—2019年	每6小时	0.75°×0.75°	37层	http://apps.ecmwf.int/datasets/
	ERA5	1950年至今	每1小时	0.25°×0.25°	37层	http://apps.ecmwf.int/data-catalogues/era5/
再分析大气廓线	JRA-55	1958年至今	每6小时	0.125°×0.125°	27层	http://jra.kishou.go.jp/JRA-55/index_en.html
	MERRA2	1980年至今	每3小时	0.625°×0.5°	42层	https://disc.gsfc.nasa.gov
	NCEP/GFS	2007年至今	每6小时	0.5°×0.5°	31层	https://nomads.ncdc.noaa.gov/data/gfsanl/
	NCEP/FNL	1999年至今	每6小时	1.0°×1.0°	26层	http://rda.ucar.edu/datasets/ds083.2/
	NCEP/DOE	1979年至今	每6小时	2.5°×2.5°	17层	http://rda.ucar.edu/datasets/ds091.0/

(2) MxD07 大气廓线。MODIS 传感器搭载于 EOS/Terra 和 EOS/Aqua 卫星, 该数据可以从美国宇航局网站免费下载。MxD07 大气廓线提供了大气温度、湿度廓线, 空间分辨率为 5 km×5 km, 共有 20 个气压层: 1000 hPa、950 hPa、920 hPa、850 hPa、780 hPa、700 hPa、620 hPa、500 hPa、400 hPa、300 hPa、250 hPa、200 hPa、150 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、30 hPa、20 hPa、10 hPa 和 5 hPa。

5.1.3 再分析大气廓线

(1) ECMWF 大气廓线。欧洲中期天气预报中心 ECMWF (European Centre Medium-Range Weather Forecasts) 再分析中期产品提供了全球大气再分析数据。ERA-Interim 大气廓线数据的获取时间为 UTC 时间每日 0 时、6 时、12 时和 18 时, 空间分辨率为 0.75°×0.75°。它在 37 个气压层上给出了相对湿度、水汽以及位势高等参数: 1000 hPa、975 hPa、950 hPa、925 hPa、900 hPa、875 hPa、850 hPa、825 hPa、800 hPa、775 hPa、750 hPa、700 hPa、650 hPa、600 hPa、550 hPa、500 hPa、450 hPa、400 hPa、350 hPa、300 hPa、250 hPa、225 hPa、200 hPa、175 hPa、150 hPa、125 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、30 hPa、20 hPa、10 hPa、7 hPa、5 hPa、3 hPa、2 hPa 和 1 hPa。

(2) ERA5 大气廓线。ERA5 再分析资料是由 ECMWF 运营的哥白尼气候变化服务打造的最新一代的再分析数据。ERA5 相较其前一代 ERA-Interim 数据在时间和空间分辨率上都有所提升, 该数据的空间分辨率为 0.25°×0.25°, 时间分辨率为 1 h/d。ERA5 具有单层和多层数据集。单层数据中记录的总水汽含量用于支持地表温度反演。多层数据由地表高程, 温度, 相对湿度等组成, 提供了 1000—1 hPa 的 37 个气压层。

(3) JRA-55 大气廓线。JRA-55 数据是日本气象厅使用资料同化系统开展的第 2 个再分析项目, 也是最新发布的一套再分析数据集。该数据文件以 GRIB 格式提供, 空间分辨率为 0.125°×0.125°, 时间分辨率为 6 h/d: 00、06、12 和 18 UTC。它提供了 37 个气压层, 但是仅有 27 个气压层给出了相对湿度等参数。

(4) MERRA2 大气廓线。MERRA2 是利用戈达德地球观测系统模型与大气数据同化系统结合 5.12.4 版生成的一种再分析大气廓线。该数据的时间分辨率为 3 h/d, 空间分辨率为 0.625° E×0.5° N, 提供 42 个气压层: 1000 hPa、975 hPa、950 hPa、925 hPa、900 hPa、875 hPa、850 hPa、825 hPa、800 hPa、775 hPa、750 hPa、725 hPa、700 hPa、650 hPa、600 hPa、550 hPa、500 hPa、450 hPa、400 hPa、350 hPa、300 hPa、250 hPa、200 hPa、150 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、40 hPa、30 hPa、20 hPa、10 hPa、7 hPa、5 hPa、4 hPa、3 hPa、2 hPa、1 hPa、0.5 hPa、0.4 hPa、0.3 hPa 和 0.1 hPa。

(5) NCEP/GFS 大气廓线。NCEP/GFS 大气廓线来源于美国国家环境预报中心 NCEP (National Centers for Environmental Prediction) 的全球预报系统。该数据的空间分辨率有 0.5°×0.5° 和 1°×1°, 时间分辨率为 6 h/d: 00、06、12 和 18 UTC, 提供了 31 个气压层: 1000 hPa、975 hPa、950 hPa、925 hPa、900 hPa、850 hPa、800 hPa、750 hPa、700 hPa、650 hPa、600 hPa、550 hPa、500 hPa、450 hPa、400 hPa、350 hPa、300 hPa、250 hPa、200 hPa、150 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、30 hPa、20 hPa、10 hPa、7 hPa、5 hPa、3 hPa、2 hPa 和 1 hPa。

(6) NCEP/FNL 大气廓线。NCEP/FNL 大气廓

线来源自美国国家环境预报中心, 由全球数据同化系统生成。该数据的空间分辨率为 $1^\circ \times 1^\circ$, 时间分辨率为6 h/d: 00、06、12和18 UTC。此数据集有26个气压层: 1000 hPa、975 hPa、950 hPa、925 hPa、900 hPa、850 hPa、800 hPa、750 hPa、700 hPa、650 hPa、600 hPa、550 hPa、500 hPa、450 hPa、400 hPa、350 hPa、300 hPa、250 hPa、200 hPa、150 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、30 hPa、20 hPa和10 hPa。它提供了表面压力, 地势高度, 温度以及相对湿度等大气参数。

(7) NCEP/DOE 大气廓线。NCEP/DOE Reanalysis2 (R2) 数据在NCEP Reanalysis I版本上修复了一些错误, 并更新了物理过程的参数设置。该数据的空间分辨率为 $2.5^\circ \times 2.5^\circ$, 时间分辨率为6 h/d: 00、06、12和18 UTC, 提供17个气压层的温度, 相对湿度和地势高度数据: 1000 hPa、925 hPa、850 hPa、700 hPa、600 hPa、500 hPa、400 hPa、300 hPa、250 hPa、200 hPa、150 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、30 hPa、20 hPa和10 hPa。

5.2 基于大气水汽含量和近地表气温的大气参数计算

单通道算法中需要输入大气参数来修正大气对辐射传输的影响。大气参数(大气透过率、大气上下行辐射)不仅与大气剖面密切相关, 而且大气中的水汽、臭氧、二氧化碳以及其他成分都对其有一定影响。但是臭氧、二氧化碳等成分的含量比较稳定, 因此这些参数对大气的的影响可以表示为常数。而水汽含量在大气中变化剧烈, 且在热红外波段具有强烈的辐射吸收作用, 因此大气参数与水汽含量具有显著的相关性, 可以使用大气水汽含量拟合得到(Cristóbal等, 2009; Song等, 2014)。

目前, 大气水汽含量可以由地面站点测量得到, 比如由NASA/GSFC联合建立的全球自动观测网AERONET(AERosol RObotic NETwork)可以提供卫星过境时间附近较为精确的大气水汽数据(Qin等, 2001b)。但是, 该站点不提供有云和夜间的水汽值。而且由于地面测量站点数量的限制, 所以该站无法提供覆盖全球的大气水汽数据。因此, 一些研究采用大气廓线数据进行大气水汽含量的估算。比如将校正后的NCEP大气廓线或MOD 07大气廓线数据输入MODTRAN, 经过大气辐射模型的模拟即可得到每条大气廓线对应的大气水汽值。但是在很多情况下, 大气廓线数据并不能准确地反映卫星过境时的大气状况, 而且空间分辨率低于Landsat热红外数据。所以需要大气水汽值进行时间和空间插值, 最终得到每个像

元对应的大气水汽含量。在 $10\text{--}12\ \mu\text{m}$ 大气窗口内, 水汽是大气中发挥吸收作用最主要的组分, 因此可以利用两个分裂窗通道反演大气水汽含量(Li等, 2003)。Ren等(2015)和王猛猛等(2017)利用分裂窗协方差一方差比值法反演Landsat 8数据的大气水汽含量。Wang等(2015)将归一化植被指数NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)引入到分裂窗协方差一方差比值法中提升Landsat 8数据的大气水汽含量反演精度。除此之外, 大气水汽含量还可以由相关的参数计算得到。比如, 大气水汽含量可以表示为相对湿度以及近地表气温的函数。

基于辐射传输方程, Qin等(2001b)和Sobrino等(2004)分别提出了不同的单通道算法, 以减少对大气廓线的依赖。Qin等(2001b)提出的单窗算法仅需要大气透过率以及大气平均作用温度两个大气参数来反演地表温度。基于Landsat TM 5第6波段, Qin等(2001b)通过使用LOWTRAN(LOW resolution TRANsmission)模拟大气水汽含量与大气透过率之间的关系, 建立相关方程, 用来大气透过率的近似估算。表8为Landsat 5 TM第6波段大气透过率估算方程。在Qin等(2001b)研究的基础上, Rozenstein等(2014)针对中纬度夏季大气和1976年美国标准大气, 使用MODTRAN模拟了大气水汽含量和大气透射率之间的关系。表9给出了Landsat 8 TIRS第10、11波段的透射率估算方程。

表8 Landsat 5 TM第6波段大气透过率估算方程
(覃志豪等, 2003)

Table 8 Estimation equation of atmospheric transmittance for Landsat 5 TM band 6(Qin et al., 2003)

大气剖面	水汽含量 $w/(g \cdot cm^{-2})$	大气透射率估计方程
高气温	0.4—1.6	$\tau_6 = 0.974\ 290 - 0.08007\ w$
	1.6—3.0	$\tau_6 = 1.031\ 412 - 0.11536\ w$
低气温	0.4—1.6	$\tau_6 = 0.982\ 007 - 0.09611\ w$
	1.6—3.0	$\tau_6 = 1.053\ 710 - 0.14142\ w$

表9 Landsat 8 TIRS第10、11波段大气透射率估算方程
(Rozenstein等, 2014)

Table 9 Estimation equation of atmospheric transmittance for Landsat 8 TIRS bands 10 and 11 (Rozenstein et al., 2014)

大气剖面	水汽含量 $w/(g \cdot cm^{-2})$	大气透射率估计方程
美国1976标准大气	0.5—3	$\tau_{10} = 1.0286 - 0.1146\ w$
		$\tau_{11} = 1.0083 - 0.1568\ w$
中纬度夏季大气	0.5—3	$\tau_{10} = 1.0335 - 0.1134\ w$
		$\tau_{11} = 1.0078 - 0.1546\ w$

Sobrino等(1991)把大气平均作用温度与大气水汽含量联系起来, 覃志豪等(2003)在

Sobrino 等 (1991) 提出的计算公式基础上, 对大气水分、气温与海拔高程之间的相互关系进行分析, 得到不同大气模式下, 大气平均作用温度的计算公式。这种估算方法在缺少卫星过境时实时大气参数的情况下, 可以通过大气平均作用温度 (T_a) 与地面气温 (T_0) 的线性公式近似推算得到大气平均作用温度, 以便计算地表温度。表 10 为不同大气模式下大气平均作用温度的估算方程。

表 10 热红外波段大气平均作用温度估算方程
(覃志豪 等, 2003)

Table 10 Estimation equation of atmospheric mean temperature for TIR bands (Qin et al., 2003)

标准大气类型	大气平均作用温度估算方程
美国 1976 标准大气	$T_a = 25.9396 + 0.88045 T_0$
热带大气	$T_a = 17.9769 + 0.91715 T_0$
中纬度夏季大气	$T_a = 16.0110 + 0.92621 T_0$
中纬度冬季大气	$T_a = 19.2704 + 0.91118 T_0$

6 地表比辐射率估算

地表比辐射率是地表温度反演过程中的一个关键输入参数。Dash 等 (2002) 研究发现, 地表比辐射率 1% 的误差在湿热大气下会对地表温度造成 0.3 K 的误差, 而在干冷的大气条件下的误差可以达到 0.7 K。因此, 准确地获取地表比辐射率对精确反演地表温度起着至关重要的作用。

目前, 常用的地表比辐射率的估算算法可以分为 3 类: 半经验法、基于物理的方法和多通道温度/比辐射率分离算法 (Li 等, 2013)。基于 Landsat 热红外传感器的特征, 常用的地表比辐射率估算方法主要为半经验算法。地表比辐射率的半经验算法包括基于分类的方法 (Snyder 等, 1998; Sun 和 Pinker, 2003; Peres 和 DaCamara, 2005) 和基于 NDVI 的方法 (Van de Griend 和 Owe, 1993; Valor 和 Caselles, 1996; Sobrino 和 Raissouni, 2000)。

6.1 基于分类的方法

基于分类的方法的关键是根据传统的土地覆盖分类信息, 对地表进行正确的分类, 然后依据分类查找表确定地表的比辐射率。该方法假设同一土地覆盖类型具有相同的比辐射率。

为了使用 MODIS 热红外数据利用分裂窗算法反演地表温度, Snyder 等 (1998) 考虑雪、水以及不同植被状态的叠加, 提出了基于分类的地表比辐射率估算方法, 使用 3 种不同的 BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) 核模型 (Li 和 Strahler, 1992; Roujean 等, 1992; Snyder 等, 1998) 开发了一个比辐射率知识数据

库 (10.8—12.3 μm)。经过一系列的组合分析, 从 IGBP (MODIS/International Geosphere-Biosphere Programme) 分类中选择了 14 个性质相似的不同发射率分类。对发射率等级均值和变化的分析表明, 这 14 个等级中有 8 个等级覆盖了地球近 70% 的陆地表面, 可以达到 MODIS 地表温度 1 K 的精度目标。一旦建立了发射率知识数据库, 就可以在考虑季节和动态的情况下, 直接从 MODIS/IGBP 类别估算地表比辐射率 (Snyder 等, 1998)。

基于分类的比辐射率估算方法需要精确获取研究区域的地表分类情况, 高分辨率卫星数据的发展使得全球地表覆盖 GLC (Global Land Cover) 产品的空间分辨率有了大幅度提升, 可以达到 10—30 m, 这些产品包括 GlobeLand30、FROM_GLC、GLC_FCS30、ESA-S2-LC20 和 FROM_GLC10 (Liu 等, 2021)。基于高分辨率的 GLC 产品, 在以后可以利用 Landsat 热红外数据开展基于分类的比辐射率估算方法。

然而, 基于分类的方法只适用于下垫面均一的情况, 混合像元可能会影响比辐射率的估算精度。所以, 基于分类的地表比辐射率估算方法存在一定的局限性。

6.2 基于 NDVI 的方法

像第 2 节中描述的那样, Landsat 5 TM 以及 Landsat 7 ETM+ 只有一个热红外波段, Landsat 8 TIRS 只有一个质量较好的热红外波段, 因此在进行地表比辐射率估算时需要使用辅助数据。基于 NDVI 的方法简单易用, 目前被广泛应用于地表比辐射率的估算中。该方法假设在自然像元中, 土壤和植被的比辐射率已知, 根据植被覆盖情况估算混合像元的比辐射率。目前, 国内外学者已经提出了多种基于 NDVI 的比辐射率估算方法。

6.2.1 Van de Griend 和 Owe 的地表比辐射率估算方法

Van de Griend 和 Owe (1993) 基于采集的比辐射率信息和 NDVI 数据建立地表比辐射率和 NDVI 之间的统计关系模型, 其相关性可以表示为

$$\varepsilon = a + b \ln(\text{NDVI}) \quad (13)$$

式中, $a=1.0094$, $b=0.047$ 。在该方法中, NDVI 的适用范围为 0.157—0.727, 一旦 NDVI 的值超出这个范围, 则该方法难以准确估算地表比辐射率。

6.2.2 Valor 和 Caselle 的地表比辐射率估算方法

受 Van de Griend 和 Owe (1993) 工作的启发, Valor 和 Caselle (1996) 考虑腔体效应, 提出一种估算有效比辐射率的方法。该方法通过计算各分量的面积加权比辐射率, 结合 NDVI 计算的植被覆

盖度, 估算得到地表比辐射率。该方法根据 NDVI 值将地表分为裸土、自然地表以及植被 3 种类型, 采用式 (14) 计算自然地表像元的比辐射率:

$$\varepsilon = \varepsilon_v P_v + \varepsilon_s (1 - P_v) + 4(d\varepsilon)P_v(1 - P_v) \quad (14)$$

式中, ε 为地表比辐射率, ε_v 为植被组分比辐射率, ε_s 为裸土组分比辐射率, P_v 为植被覆盖度, $d\varepsilon$ 取决于地形几何形态, 用来描述腔体效应。国内外学者已经提出不同的腔体效应参数化模型, 常用的模型有 VALOR96, FR97, FR02, CE-P, REN15 等 (Cao 等, 2018)。

由于裸土组分的比辐射率难以确定, 所以很多学者借助 ASTER GED 产品来估算地表比辐射率。ASTER GED 产品是 NASA 于 2014 年发布的全球地表发射率数据集, 该数据集利用 2000 年—2008 年全球所有的 ASTER 数据采用温度比辐射率分离算法 TES (Temperature and Emissivity Separation) 算法反演得到, 在裸露地表具有较高精度, 可以用于改进现有干旱半干旱地区的比辐射率估算方法 (Duan 等, 2019b)。孟翔晨等 (2016) 基于 ASTER GED 产品和植被覆盖度, 提出了一个改进的地表比辐射率估算方法。该算法假设每一个 ASTER GED 像元可以分为裸土和植被两类, 根据两者比例求解裸土比辐射率, 然后结合 ASTER 波谱库 (Baldrige 等, 2009) 的植被比辐射率和植被覆盖度产品对植被覆盖区的比辐射

率进行修正。Malakar 等 (2018) 使用 ASTER GED 产品估算地表比辐射率, 对自然地表的比辐射率进行了修正。Duan 等 (2019b) 利用 ASTER GED 产品和地表覆盖度相结合的方法对地表比辐射率进行了修正。

6.2.3 NDVI 阈值法

Sobrino 等 (2008) 在 Valor 和 Caselle (1996) 工作的基础上, 对该方法进行了改进。该方法的主要思想是假定当 NDVI < 0.2 时认为是纯裸土像元, 地表比辐射率为红光波段地物反射率的函数; 当 NDVI > 0.5 时认为是纯植被像元, 地表比辐射率为常数 0.99; 当 NDVI 介于 0.2—0.5 时认为是混合像元。其公式可以表达为

$$\varepsilon = \begin{cases} a_i \rho_R + b_i, & \text{NDVI} < 0.2 \\ \varepsilon_v + \varepsilon_s (1 - P_v) + d\varepsilon, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ \varepsilon_v + d\varepsilon, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

式中, ρ_R 是红波段的反射率值, a_i 和 b_i 是根据土壤的红光波段反射率和波谱库中裸土发射率之间的经验关系估计得到的, ε_v 和 ε_s 分别是土壤和植被的发射率, $d\varepsilon$ 是由表面粗糙度引起的腔体效应 (对于平面, $d\varepsilon=0$)。根据 Sobrino 等 (2008) 提出的 NDVI 阈值法结合研究区地表类型的多样性, 覃志豪等 (2004) 给出了城市地表的比辐射率估算方法。表 11 给出了目前常用的 NDVI 阈值法的表达式。

表 11 常用 NDVI 阈值法表达式

Table 11 Expression of frequently used NDVI threshold methods

参考文献	地表比辐射率公式	传感器
Sobrino 等 (2008)	$\varepsilon = \begin{cases} 0.979 - 0.035\rho_R, & \text{NDVI} < 0.2 \\ 0.004P_v + 0.986, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ 0.99, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases}$	Landsat 5 TM 和 Landsat 7 ETM+第 6 波段
Skokovic 等 (2014)	$\varepsilon = \begin{cases} 0.979 - 0.046\rho_R, & \text{NDVI} < 0.2 \\ 0.987P_v + 0.971(1 - P_v) + d\varepsilon, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ 0.987 + d\varepsilon, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases}$	Landsat 8 TIRS 第 10 波段
	$\varepsilon = \begin{cases} 0.982 - 0.027\rho_R, & \text{NDVI} < 0.2 \\ 0.989P_v + 0.977(1 - P_v) + d\varepsilon, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ 0.989 + d\varepsilon, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases}$	Landsat 8 TIRS 第 11 波段
Yu 等 (2014)	$\varepsilon = \begin{cases} 0.973 - 0.047\rho_R, & \text{NDVI} < 0.2 \\ 0.9863P_v + 0.9668(1 - P_v) + d\varepsilon, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ 0.9863 + d\varepsilon, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases}$	Landsat 8 TIRS 第 10 波段
	$\varepsilon = \begin{cases} 0.984 - 0.047\rho_R, & \text{NDVI} < 0.2 \\ 0.9896P_v + 0.9747(1 - P_v) + d\varepsilon, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ 0.9896 + d\varepsilon, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases}$	Landsat 8 TIRS 第 11 波段
	$\varepsilon = \begin{cases} a_i + \sum_{j=2}^7 a_{ji}\rho_j, & \text{NDVI} < 0.2 \\ 0.982P_v + 0.971(1 - P_v) + d\varepsilon, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ 0.982 + d\varepsilon, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases}$	Landsat 8 TIRS 第 10 波段
Li 和 Jiang (2018)	$\varepsilon = \begin{cases} a_i + \sum_{j=2}^7 a_{ji}\rho_j, & \text{NDVI} < 0.2 \\ 0.984P_v + 0.976(1 - P_v) + d\varepsilon, & 0.2 \leq \text{NDVI} \leq 0.5 \\ 0.984 + d\varepsilon, & \text{NDVI} > 0.5 \end{cases}$	Landsat 8 TIRS 第 11 波段

7 问题与展望

7.1 复杂地表的温度反演方法

现有地表温度反演算法大多针对平坦地表,对具有三维结构的地表研究甚少。但是由于复杂的地形效应和建筑结构的作用,地表三维结构的影响在山区和城区往往不能忽略(赵伟等,2016)。Yan等(2016)提出了一个长波地形辐射模型,该模型考虑了复杂地形上所有可能的辐射影响因素,包括地形、阴影、周围地形对天空的遮挡、附近地形的辐射以及观测方向上像元的不可见性,研究发现地形效应可导致长波净辐射差异高达 100 W/m^2 。Jiao等(2015)在研究方向性辐射时也考虑了地形效应的影响,结果表明在山区地形可造成星上亮温高达 9 K 的差异。

对于具有较高空间分辨率的 Landsat 热红外数据来说,地表三维结构的影响尤为突出,所以在山区和城市地表温度反演过程中不得不考虑地形效应和建筑结构导致的辐射能量组成部分的变化(Zheng等,2020)。越来越多的学者尝试在长波辐射研究中剔除地表三维结构的影响,获取地表真实发射辐射,进而提高地表温度的反演精度。

在山区,地形的起伏造成地表结构发生变化,这种变化导致地面与传感器的几何关系发生改变,进而使传感器接收到的地面辐射能量的组成部分受地形效应的影响发生变化。与平坦地表相比较而言,山区的热辐射能量传输过程更加复杂(赵伟等,2016)。一方面,地形遮挡了部分来自半球方向的大气下行辐射,这导致了大气层顶接收的热辐射总量的减少;另一方面,来自周围像元的邻近地形辐射又增加了大气层顶接收的总热辐射能量。Hais等(2009)对地形因子(高程、坡度和坡向)和地表温度进行线性回归分析地形对地表温度的影响。Wu等(2015)借助 Landsat 热红外数据使用单通道算法反演冰川表面温度,并进一步分析了覆盖在该山地区域内冰川的邻近地形效应的影响。然而,该研究只重点关注了有限的 3 km^2 冰舌的区域(Wu等,2019)。随后,Zhu等(2021)考虑坡度、坡向和天空可视因子等地形参数,构建了针对山区复杂地形几何结构的山区热辐射传输模型,结果表明该算法在山区地表温度反演中具有较高精度。

随着近年来城市化进程的不断加速,城市建筑结构愈发复杂,地表覆盖类型更加多样,导致整个城市冠层三维结构十分复杂,城市三维空间之中的能量收支过程和流动路径更加复杂化。对

于高空间分辨率城市地表温度反演而言,主要面临3个问题:(1)城市下垫面细碎、空间结构复杂、地表类型多样,且大多数为人工建筑材料,导致城市像元有效发射率难以确定;(2)城市三维结构显著,一方面目标像元接收的大气下行辐射减小,另一方面周围像元对目标像元的邻近辐射增加,导致城市热辐射传输建模更加困难;(3)城市像元内部具有明显的光照和阴影组分,地表温度的空间异质性强,导致城市地表温度验证难。Yang等(2015a)提出了一种基于天空可视因子的城市有效发射率计算方法,研究表明,城市区域的三维结构具有明显的腔体效应,导致城市像元有效发射率增加。Yang等(2015b)考虑城市冠层的所有辐射贡献,进一步改进了城市有效发射率计算方法。Yang等(2016)分析了城市三维结构对城市地表温度反演的影响,构建了基于有效发射率的城市地表温度反演方法,但是该方法并未有效地区分目标像元内部和周围像元的热辐射贡献。

尽管学者们已经针对地表三维结构的影响发展了一些适用于山区和城市的温度反演算法,但是仍然有一些问题亟待解决。首先,对于基于 Landsat 数据反演得到的高空间分辨率地表温度,验证结果的有效性至关重要。然而,由于缺少地面实测数据,以及站点数据和卫星数据观测尺度的匹配问题,因此,如何解决山区和城市的温度验证问题,也是未来地表温度反演研究的关键一环。此外,基于 Landsat 数据开展针对山区和城市的温度反演研究时,大多数研究都使用单通道算法,反演结果受大气参数和地表发射率的影响较大,因此,在之后的研究中还可以针对山区和城市的三维结构发展基于 Landsat 8 数据的分裂窗算法。

7.2 云覆盖区域的地表温度反演方法

Mercury等(2012)研究发现,在全球范围内年均云覆盖比例超过70%。但是,第4节中介绍的基于热红外数据的地表温度反演算法都只适用于晴天无云的条件。云覆盖区域地表温度信息缺失在一定程度上破坏了 Landsat 产品的时空分布的全局性和连续性,严重阻碍和限制了区域地表温度产品的发展。因此,如何估算 Landsat 热红外遥感影像中云覆盖像元的地表温度,成为了 Landsat 产品广泛应用亟待解决的问题。

近几年,国内外学者根据地表温度时空分布特征和地表能量平衡原理,发展了很多算法来估算热红外遥感影像中云覆盖区域的地表温度(周

义等, 2014)。要开展云下地表温度重建的研究, 必须先识别影像中云覆盖的区域, 即影像中云阴影、云覆盖和云遮挡像元。与自然地表不同, 云层呈现亮和白的特点, 且其表层温度较低, 具有较高的反射率。Zhu 和 Woodcock (2012) 采用一种面向对象的云检测方法 Fmask 算法, 利用云在光学遥感影像不同波段的光谱信息, 通过波段阈值筛选条件, 考虑热红外波段易受高程变化的特点, 实现 Landsat 4—8 以及 Sentinel-2 系列卫星影像的云检测 (Zhu 等, 2015)。详细云检测算法介绍可以通过网站 (<https://github.com/GERSL/Fmask> [2021-05-12]) 获取, 用户也可以通过该网站下载 Fmask 算法的源代码开展进一步研究。Zeng 等 (2018) 使用邻近日期的晴空影像得到云下地表温度参考值, 并由 Zeng 等 (2013) 对 Landsat ETM+ 多光谱影像去条带噪声中空间相似像元的提取方法, 参考地表覆盖类型和欧式距离等地表信息搜索相似像元, 利用辐射能量平衡的方法校正地表温度参考值重建出云下地表温度。Fu 和 Weng (2015) 使用高分辨率的 Landsat TM 数据由年地表温度变化 ATC (Annual Temperature Cycle) 模型拟合参数分析了不同地表覆盖类型下的地表温度时间序列上的变化趋势, 并进一步指出使用 ATC 模型可用来表征研究区域内地表温度的变化模式。Liu 等 (2019) 提出了一个混合 ATC 模型, 该模型可以比以往仅采用晴空数据作为模型输入的方法更好地预测云层下的地表温度。

针对热红外遥感地表温度反演中云覆盖区域地表温度缺失的现状, 虽然目前的研究已经取得了一些进展, 但仍然存在以下几个关键问题。第一, 在估算云覆盖区域的地表温度时, 云检测的步骤至关重要, 需要发展高精度的云检测算法来辅助云下地表温度重建的研究。第二, 当前可利用区域尺度的辅助数据不能满足高空间分辨率云覆盖区域地表温度反演的需求。100 m 的 Landsat 8 热红外数据在同尺度上几乎没有可利用的辅助数据, 这阻碍了云下地表温度重建研究的开展。因此, 在未来研究工作中, 高空间分辨率数据的获取至关重要。

7.3 多源数据时空融合

多平台遥感卫星提供了大量高空间、高时间分辨率的数据, 但是, 对于大多数遥感影像, 高空间分辨率和高时间分辨率不可兼得。时空数据融合是解决卫星数据时空分辨率问题的有效方法。Landsat 系列卫星具有较高的空间分辨率, 然而, 16 d 的重访周期和云的影响导致 Landsat 数据的时

间分辨率较低, 极大地限制了 Landsat 数据的可用性。搭载在 Terra 卫星上 MODIS 传感器可以实现对地表的高频观测, 但是其空间分辨率较低, 热红外波段的空间分辨率为 1 km。目前, 已经有很多学者针对 Landsat 数据和 MODIS 数据开展了时空融合方法的研究, 生产出高时空分辨率的数据 (Yin 等, 2021)。

时空融合方法最初用于生成具有高时空分辨率的反射率影像。比如, Gao 等 (2006) 基于像元间时间、空间和光谱的差异, 提出的时空自适应反射率融合模型 STARFM (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model), 该方法可以在地表均一的情况下较为精确地预测高时空分辨率的反射率, 但是在地表异质性较高的情况下, 反射率的精度会降低。针对 STARFM 方法的不足, Zhu 等 (2010) 提出了一种增强时空自适应反射率模型 ESTARFM (Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model), 提高了 STARFM 方法在复杂的异质地表融合精度。

后来, 学者们又对这些时空融合方法进行改进, 生成了具有高时空分辨率的 LST 产品。比如, 考虑 LST 产品像元间的相关性, 引入 LST 的时间变化模型, 以及增加传感器的数量等。Liu 和 Weng (2012) 借助双边滤波改进了 STARFM 中的权重函数, 以生成城市区域的精细时空分辨率 LST 产品。Wu 等 (2015) 使用基于变化的约束模型生成精确的类似 Landsat (Landsat-Like) LST 产品。Weng 等 (2014) 通过在 ESTARFM 中加入 ATC, 提出了时空自适应数据融合算法 SADFAT (Spatio-temporal Adaptive Data Fusion Algorithm for Temperature Mapping), 得到 30 m 空间分辨率的每日 LST 数据。Wu 等 (2015) 融合 Landsat、MODIS 与静止轨道卫星 GOES/SEVIRI 3 种数据, 提出了时空整合温度融合模型 STITFM (Spatio-temporal Integrated Temperature Fusion Model), 得到 120 m 空间分辨率、30/15 min 时间分辨率的 LST 数据。Quan 等 (2018) 基于时间插值、空间降尺度和权重函数的融合, 提出了一个统一的框架, 将 Landsat、MODIS 和地球静止卫星 (FY-2F) 的时空温度进行融合 BLEST (BLEnd Spatiotemporal Temperature), 得到每小时 100 m 空间分辨率的 LST 数据。

但是, 在对 Landsat 和 MODIS 数据进行时空融合时, 还需要考虑以下两点因素的影响。一是 Landsat 和 Terra 过境时间的差异。二是 MODIS 的视场角较大, 需要考虑热辐射方向性的影响, 而 Landsat 可以近似看作垂直观测 (Cao 等, 2019)。

如何统一观测时间以及观测角度效应将是未来 Landsat 和 MODIS 数据时空融合研究的难点和重点。

7.4 长时间序列地表温度产品

近年来,随着遥感技术的快速发展,新一代热红外传感器能够在保证高空间分辨率的同时大大降低重访周期,相较于 Landsat 热红外传感器具有更高的空间和时间分辨率,比如法国-印度共建卫星计划 TRISHNA (Thermal infraRed Imaging Satellite for High-resolution Natural resource Assessment) 预计每周3次获得覆盖全球的空间分辨率为 50 m 的热红外数据。但是,在长时间序列地表温度反演领域, Landsat 系列卫星仍然具有不可比拟的优势。自 1982 年以来, Landsat 系列卫星热红外传感器 (Landsat 4/5 TM、Landsat 7 ETM+和 Landsat 8 TIRS) 不断获取地球表面的热红外影像,积累连续 40 年的覆盖全球的对地观测热红外影像资料,为地表温度反演研究提供了丰富的数据源。而且, Landsat 系列卫星以同一地方时、同一方向通过同一地点,保证遥感观测条件的基本一致,有利于数据之间的对比分析。如表 1 所示, Landsat 系列卫星的热红外数据具有不同的空间分辨率。为了与可见光-近红外数据的空间分辨率保持一致, USGS 将 Landsat 系列卫星的热红外数据重采样到 30 m 空间分辨率,从而便于长时间序列地表温度的分析与应用。除了空间尺度的差异之外,不同的 Landsat 系列卫星也具有谱段差异。与仅有一个热红外波段的 TM/ETM+ 传感器不同, Landsat 8 TIRS 热红外传感器具有 2 个热红外波段,分别是第 10 和第 11 波段。但是由于第 11 波段的定标偏差较大, USGS 不鼓励使用第 11 波段进行地表温度反演及相关工作,所以目前 Landsat 8 仍然只有第 10 波段的热红外数据用于长时间序列分析。

目前, Landsat 地表温度产品主要有两种: (1) USGS 发布的 ARD LST 产品 (Malakar 等, 2018), (2) 中国科学院发布的即用型 RTU (Ready-To-Use) LST 产品 (Zhang 和 He, 2013; He 等, 2018; 张兆明等, 2020)。美国 ARD LST 产品使用基于辐射传输方程的方法反演 Landsat 地表温度。该方法使用 NCEP-NARR 再分析大气廓线数据和 ASTER GEDv3 数据分别进行大气和比辐射率的校正。然而,由于 NCEP-NARR 再分析大气廓线数据仅覆盖美国,因此无法提供美国区域以外的地表温度产品。中国 RTU LST 产品使用普适性单通道算法,将从 MOD05 产品获得的大气水汽含量以及利用 NDVI 阈值法估算得到的地表比辐射率作为输入参

数反演地表温度。由于 2000 年之前无法获得 MOD05 数据,因此,覆盖中国的 RTU LST 产品仅提供 2000 年之后的数据 (He 等, 2018)。

GEE (Google Earth Engine) 是一个云计算平台,用于存储和处理地球观测大数据及其他用于地理空间研究的辅助数据集。GEE 数据目录主要包括卫星观测,如 Landsat、Sentinel-1/2、MODIS 和 ASTER,以及一些土地覆盖数据和其他环境、气候预测、地球物理和社会经济数据集。Wang 等 (2020) 基于 GEE 平台利用实用单通道算法构建了一个 Landsat 系列卫星地表温度数据反演框架,用于生产全球尺度、长时间序列的地表温度数据。该框架基于 GEE 上的 Landsat 数据、ASTER GED 和 NCEP-Global Reanalysis (GR) 大气水汽数据,采用实用单通道算法反演地表温度。使用地面实测站点对产品进行验证,发现总体偏差为 0.33 K,总体 RMSE 为 2.01 K。Ermida 等 (2020) 也基于 GEE 平台提出了一种类似的方法利用 Landsat 长时间序列数据估算地表温度。

在 LST 产品应用之前,有效地验证必不可少。对 Landsat LST 产品的验证不仅可以提供产品的不确定性,还有助于提高 LST 产品的生产效率 (Coll 等, 2010; Laraby 和 Schott, 2018; Schaeffer 等, 2018)。目前,已经发展出 4 种地表温度的验证方法,即温度直接比对法 (Wan 等, 2002; Li 等, 2014; Duan 等, 2019a), 基于辐射能的验证法 (Coll 等, 2009; Hulley 和 Hook, 2011), 交叉验证法 (Duan 等, 2017) 和时间序列分析法。每种方法都有其优缺点,可以提供有关 LST 产品不确定性的不同信息。温度直接比对法被认为是参考验证方法,被广泛应用于验证卫星衍生的 LST 产品。Duan 等 (2021) 利用 SURFRAD 站点、ARM (Atmospheric Radiation Measurement) 站点以及 NDBC (National Data Buoy Center) 站点的实地测量数据,提供了 2009 年—2019 年 Landsat 5/7/8 LST 产品的验证结果,并分析了 11 年间 Landsat 5/7/8 LST 产品的一致性。Wang 等 (2020) 利用 SURFRAD 网络、BSRN (Baseline Surface Radiation Network) 以及 HiWATER (Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research) 辐射通量观测的站点实测数据对长时间序列地表温度进行验证,发现 Landsat 系列不同卫星数据具有相似的精度。

尽管现有的 Landsat 长时间序列地表温度产品已经投入使用,并且具有很好的精度,但是,受条带数据缺失的影响, Landsat 7 将会缺少一部分数据。针对 Landsat 7 条带数据缺失的情况, Yan 和

Roy (2020) 使用时间序列模型对条带处缺失的地表反射率进行填充。由于地表温度和地表反射率都是连续的地表变量, 所以可以使用相似的方法对 Landsat 7 条带缺失处的数据进行填充。但是, 由于地表温度和地表反射率之间存在一些特征的差异, 如地表发射率通常随时间变化缓慢, 而地表温度变化很快 (Fu 和 Weng, 2015)。因此, 适用于地表反射率的填充算法并不总是适用于地表温度产品的生成。地表温度产品条带填充还有一个难点是难以判断缺失的条带处是否有云, 所以无法直接使用晴空数据对条带处进行填充。所以, 如何发展适用于地表温度产品的 Landsat 7 条带填充方法, 将会是之后研究的重点和难点。

美国预计于 2021 年发射最新一代的陆地卫星 Landsat 9, 该卫星将搭载第二代热红外传感器 (TIRS-2)。TIRS-2 和 Landsat 8 搭载的 TIRS 传感器一样, 具有两个热红外波段。不同的是, TIRS-2 在风险等级和设计上进行了改进, 减少了杂散光的影响。随着更高时空分辨率的大气廓线数据的发布和 Landsat 9 卫星的发射, 生产更高时空分辨率的地表温度产品将会成为未来发展的趋势和研究的重点。

8 结 语

作为陆地表层系统过程的关键参数, 地表温度在估算地表能量与水平衡、土壤湿度以及城市热岛等方面发挥着重要作用。卫星遥感是获取区域和全球尺度上地表温度时空分布的最有效手段。随着 Landsat 系列卫星的不断发展, 以及开放的数据获取方式, Landsat 热红外数据在地表温度反演研究中得到越来越广泛的应用。40 年来, 在国内外学者的共同努力下, 基于 Landsat 热红外数据的地表温度反演研究已经取得了显著的进展。

但是, 问题和进展总是相互依存。在数据质量方面, Landsat 7 ETM+ 数据存在条带缺失的问题。Landsat 8 TIRS 传感器虽然增加了一个热红外波段, 但是受杂散光的影响, 第 11 波段数据一直存在定标偏差。针对 Landsat 7 ETM+ 数据和 Landsat 8 TIRS 数据存在的问题, 学者们提出了很多解决方法, 在一定程度上消除了数据质量问题的影响。在地表温度反演算法方面, 基于 Landsat 系列卫星热红外通道的特性, 常用的地表温度反演算法可以分为单通道算法和分裂窗算法两类, 这些算法在精度、适用性等方面都存在着差异。在前人研究的基础上, 国内外学者根据不同的研究对象或目标选取相应的算法, 或对已有的算法进行改进, 提高算法的反演精度; 或对已有的算

法进行简化, 使得模型更加简单易用。在参数获取方面, 地表温度反演过程复杂, 输入参数较多且较难获取。地表比辐射率的不确定性以及测量方法的限制, 使得难以获取大面积连续、实时、精确的地表比辐射率信息。受到观测时间和空间分辨率的限制, 往往无法实时获取温度反演所需的大气参数, 需要对一些大气参数进行近似处理。作为地表温度反演的重要参数, 准确获取地表比辐射率和大气参数可以有效提高地表温度的反演精度。

随着技术和算法的不断进步与发展, Landsat 地表温度反演算法将会满足多种场景连续观测的需求, 应用于复杂的真实地表, 解决更多实际的问题。

参考文献(References)

- Baldrige A M, Hook S J, Grove C I and Rivera G. 2009. The ASTER spectral library version 2.0. *Remote Sensing of Environment*, 113(4): 711-715 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.11.007]
- Barsi J A, Barker J L and Schott J R. 2003. An atmospheric correction parameter calculator for a single thermal band earth-sensing instrument//2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toulouse, France: IEEE: 3014-3016 [DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1294665]
- Barsi J A, Schott J R, Hook S J, Raqueno N G, Markham B L and Radocinski R G. 2014. Landsat-8 thermal infrared sensor (TIRS) vicarious radiometric calibration. *Remote Sensing*, 6(11): 11607-11626 [DOI: 10.3390/rs6111607]
- 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]
- Cao B, Guo M Z, Fan W J, Xu X R, Peng J J, Ren H Z, Du Y M, Li H, Bian Z J, Hu T, Xiao Q and Liu Q H. 2018. A new directional canopy emissivity model based on spectral invariants. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(12): 6911-6926 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2845678]
- Cao B, Liu Q H, Du Y M, Roujean J L, Gastellu-Etchegorry J P, Trigo I F, Zhan W F, Yu Y Y, Cheng J, Jacob F, Lagouarde J P, Bian Z J, Li H, Hu T and Xiao Q. 2019. A review of earth surface thermal radiation directionality observing and modeling: historical development, current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111304 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111304]
- 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 F, Yang S, Su Z and Wang K. 2016. Effect of emissivity uncertainty on surface temperature retrieval over urban areas: investigations based on spectral libraries. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114: 53-65 [DOI: 10.1016/j.isprsjrs.

- 2016.01.007]
- Coll C, Caselles V, Valor E and Niclòs R. 2012. Comparison between different sources of atmospheric profiles for land surface temperature retrieval from single channel thermal infrared data. *Remote Sensing of Environment*, 117: 199-210 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.09.018]
- Coll C, Galve J M, Sanchez J M and Caselles V. 2010. Validation of Landsat-7/ETM+ Thermal-band calibration and atmospheric correction with ground-based measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1): 547-555 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2024934]
- Coll C, Wan Z M and Galve J M. 2009. Temperature-based and radiance-based validations of the V5 MODIS land surface temperature product. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114: D20102 [DOI: 10.1029/2009JD012038]
- Cristóbal J, Jiménez-Muñoz J C, Prakash A, Mattar C, Skoković D and Sobrino J A. 2018. An improved single-channel method to retrieve land surface temperature from the Landsat-8 thermal band. *Remote Sensing*, 10(3): 431 [DOI: 10.3390/rs10030431]
- Cristóbal J, Jiménez-Muñoz J C, Sobrino J A, Ninyerola M and Pons X. 2009. Improvements in land surface temperature retrieval from the Landsat series thermal band using water vapor and air temperature. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D8): D08103 [DOI: 10.1029/2008JD010616]
- Cui S C, Zhou K F and Zhao J. 2016. Land surface temperature retrieval from Landsat-8 data. *Remote Sensing Information*, 31(6): 15-21 (崔世超, 周可法, 赵杰. 2016. 陆地资源卫星数据地表温度反演. *遥感信息*, 31(6): 15-21) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2016.06.003]
- Dang T, Yue P, Bachofer F, Wang M and Zhang M D. 2020. Monitoring land surface temperature change with Landsat images during dry seasons in Bac Binh, Vietnam. *Remote Sensing*, 12(24): 4067 [DOI: 10.3390/rs12244067]
- Dash P, Göttsche F M, Olesen F S and Fischer H. 2002. Land surface temperature and emissivity estimation from passive sensor data: theory and practice-current trends. *International Journal of Remote Sensing*, 23(13): 2563-2594 [DOI: 10.1080/01431160110115041]
- Dhar R B, Chakraborty S, Chattopadhyay R and Sikdar P K. 2019. Impact of land-use/land-cover change on land surface temperature using satellite data: a case study of Rajarhat block, north 24-Parganas district, west Bengal. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 47(2): 331-348 [DOI: 10.1007/s12524-019-00939-1]
- Ding F and Xu H Q. 2006. Comparison of two new algorithms for retrieving land surface temperature from Landsat TM thermal band. *Geo-Information Science*, 8(3): 125-130 (丁凤, 徐涵秋. 2006. TM热波段图像的地表温度反演算法与实验分析. *地球信息科学*, 8(3): 125-130) [DOI: 10.3969/j.issn.1560-8999.2006.03.025]
- 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 J, Zhang B, Song K S, Wang Z M, Zeng L H, Jin C, Huang N and Jiang G J. 2009. A comparative study on estimated surface temperature based on Landsat 5-TM in the Honghe wet land. *Remote Sensing Technology and Application*, 24(3): 312-319 (杜嘉, 张柏, 宋开山, 王宗明, 曾丽红, 金翠, 黄妮, 姜广甲. 2009. 基于 Landsat 5-TM 的洪河湿地地表温度估算方法对比研究. *遥感技术与应用*, 24(3): 312-319)
- Duan S B, Li Z L, Cheng J and Leng P. 2017. Cross-satellite comparison of operational land surface temperature products derived from MODIS and ASTER data over bare soil surfaces. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126: 1-10 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.02.003]
- Duan S B, Li Z L, Li H, Göttsche F M, Wu H, Zhao W, Leng P, Zhang X and Coll C. 2019a. Validation of Collection 6 MODIS land surface temperature product using in situ measurements. *Remote Sensing of Environment*, 225: 16-29 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.020]
- Duan S B, Li Z L, Gao C X, Zhao W, Wu H, Qian Y G, Leng P and Gao M F. 2020. Influence of adjacency effect on high-spatial-resolution thermal infrared imagery: implication for radiative transfer simulation and land surface temperature retrieval. *Remote Sensing of Environment*, 245: 111852 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111852]
- Duan S B, Li Z L, Wang C G, Zhang S T, Tang B H, Leng P and Gao M F. 2019b. Land-surface temperature retrieval from Landsat 8 single-channel thermal infrared data in combination with NCEP reanalysis data and ASTER GED product. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1763-1778 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1460513]
- Duan S B, Li Z L, Zhao W, Wu P H, Huang C, Han X J, Gao M F, Leng P and Shang G F. 2021. Validation of Landsat land surface temperature product in the conterminous United States using in situ measurements from SURFRAD, ARM, and NDBC sites. *International Journal of Digital Earth*, 14(5): 640-660 [DOI: 10.1080/17538947.2020.1862319]
- Dwyer J L, Roy D P, Sauer B, Jenkerson C B, Zhang H K and Lymburner L. 2018. Analysis ready data: enabling analysis of the landsat archive. *Remote Sensing*, 10(9): 1363 [DOI: 10.3390/rs10091363]
- Ermida S L, Soares P, Mantas V, Göttsche F M and Trigo I F. 2020. Google earth engine open-source code for land surface temperature estimation from the landsat series. *Remote Sensing*, 12(9): 1471 [DOI: 10.3390/rs12091471]
- Fu P and Weng Q H. 2015. Temporal dynamics of land surface temperature from Landsat TIR time series images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(10): 2175-2179 [DOI: 10.1109/LGRS.2015.2455019]
- Fu P and Weng Q H. 2016a. Consistent land surface temperature data generation from irregularly spaced Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 184: 175-187 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.06.019]
- Fu P and Weng Q H. 2016b. A time series analysis of urbanization induced land use and land cover change and its impact on land surface temperature with Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 175: 205-214 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.12.040]
- Fu P and Weng Q H. 2018. Variability in annual temperature cycle in the urban areas of the United States as revealed by MODIS imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 146: 65-73 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.09.003]
- Galve J M, Sánchez J M, Coll C and Villodre J. 2018. A new single-band pixel-by-pixel atmospheric correction method to improve the accuracy in remote sensing estimates of LST. Application to Landsat 7-ETM+. *Remote Sensing*, 10(6): 826 [DOI: 10.3390/rs10060826]
- Gao F, Masek J, Schwaller M and Hall F. 2006. On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(8): 2207-2218 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.872081]
- García-Santos V, Cuxart J, Martínez-Villagrana D, Jiménez A M and

- Simó G. 2018. Comparison of three methods for estimating land surface temperature from Landsat 8-TIRS sensor data. *Remote Sensing*, 10(9): 1450 [DOI: 10.3390/rs10091450]
- Gemitzi A, Dalampakis P and Falalakis G. 2021. Detecting geothermal anomalies using Landsat 8 thermal infrared remotely sensed data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 96: 102283 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102283]
- Gerace A and Montanaro M. 2017. Derivation and validation of the stray light correction algorithm for the thermal infrared sensor on-board Landsat 8. *Remote Sensing of Environment*, 191: 246-257 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.029]
- Gillespie A, Rokugawa S, Matsunaga T, Cothren J S, Hook S and Kahle A B. 1998. A temperature and emissivity separation algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4): 1113-1126 [DOI: 10.1109/36.700995]
- Guha S, Govil H, Dey A and Gill N. 2018. Analytical study of land surface temperature with NDVI and NDBI using Landsat 8 OLI and TIRS data in Florence and Naples city, Italy. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 667-678 [DOI: 10.1080/22797254.2018.1474494]
- Guha S, Govil H and Diwan P. 2019. Analytical study of seasonal variability in land surface temperature with normalized difference vegetation index, normalized difference water index, normalized difference built-up index, and normalized multiband drought index. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(2): 024518 [DOI: 10.1117/1.JRS.13.024518]
- Guo J X, Ren H Z, Zheng Y T, Lu S Z and Dong J J. 2020. Evaluation of land surface temperature retrieval from Landsat 8/TIRS images before and after stray light correction using the SURFRAD dataset. *Remote Sensing*, 12(6): 1023 [DOI: 10.3390/rs12061023]
- Hais M and Kučera T. 2009. The influence of topography on the forest surface temperature retrieved from Landsat TM, ETM + and ASTER thermal channels. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(6): 585-591 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2009.04.003]
- He G J, Zhang Z M, Jiao W L, Long T F, Peng Y, Wang G Z, Yin R Y, Wang W, Zhang X M, Liu H C, Cheng B and Xiang B. 2018. Generation of ready to use (RTU) products over China based on Landsat series data. *Big Earth Data*, 2(1): 56-64 [DOI: 10.1080/20964471.2018.1433370]
- Hofierka J, Gallay M, Onačillová K and Hofierka J. 2020. Physically-based land surface temperature modeling in urban areas using a 3-D city model and multispectral satellite data. *Urban Climate*, 31: 100566 [DOI: 10.1016/j.uclim.2019.100566]
- Hu D Y, Qiao K, Wang X L, Zhao L M and Ji G H. 2015. Land surface temperature retrieval from Landsat 8 thermal infrared data using mono-window algorithm. *Journal of Remote Sensing*, 19(6): 964-976 (胡德勇, 乔琨, 王兴玲, 赵利民, 季国华. 2015. 单窗算法结合 Landsat8 热红外数据反演地表温度. *遥感学报*, 19(6): 964-976) [DOI: 10.11834/jrs.20155038]
- Hu D Y, Qiao K, Wang X L, Zhao L M and Ji G H. 2017. Comparison of three single-window algorithms for retrieving land-surface temperature with Landsat 8 TIRS data. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 42(7): 869-876 (胡德勇, 乔琨, 王兴玲, 赵利民, 季国华. 2017. 利用单窗算法反演 Landsat 8 TIRS 数据地表温度. *武汉大学学报*, 42(7): 869-876) [DOI: 10.13203/j.whugis.20150164]
- Hu G T, Wang G and Yang C J. 2017. Analysis of green landscape distribution and thermal environment of Yangjiang City. *Remote Sensing Information*, 32(2): 156-161 (胡光庭, 王刚, 杨崇俊. 2017. 阳江市绿地空间分布及其热环境分析. *遥感信息*, 32(2): 156-161) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2017.02.023]
- Hulley G C and Hook S J. 2011. Generating consistent land surface temperature and emissivity products between ASTER and MODIS data for earth science research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(4): 1304-1315 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2063034]
- Januar T W, Lin T H, Huang C Y and Chang K E. 2020. Modifying an image fusion approach for high spatiotemporal LST retrieval in surface dryness and evapotranspiration estimations. *Remote Sensing*, 12(3): 498 [DOI: 10.3390/rs12030498]
- Jiang D L, Kuang H H, Cao X F, Huang Y and Li F R. 2015. Study of land surface temperature retrieval based on Landsat 8 - with the sample of Dianchi Lake Basin. *Remote Sensing Technology and Application*, 30(3): 448-454 (蒋大林, 匡鸿海, 曹晓峰, 黄艺, 李发荣. 2015. 基于 Landsat8 的地表温度反演算法研究——以滇池流域为例. *遥感技术与应用*, 30(3): 448-454) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2015.3.0448]
- Jiang W G, Jia K, Chen Z, Deng Y and Rao P Z. 2017. Using spatiotemporal remote sensing data to assess the status and effectiveness of the underground coal fire suppression efforts during 2000-2015 in Wuda, China. *Journal of Cleaner Production*, 142: 565-577 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2016.03.082]
- Jiao Z H, Yan G J, Zhao J, Wang T X and Chen L. 2015. Estimation of surface upward longwave radiation from MODIS and VIIRS clear-sky data in the Tibetan Plateau. *Remote Sensing of Environment*, 162: 221-237 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.02.021]
- Jiménez-Muñoz J C, Cristóbal 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]
- Jin M J, Li J M, Wang C L and Shang R L. 2015. A practical split-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat-8 data and a case study of an urban area in China. *Remote Sensing*, 7(4): 4371-4390 [DOI: 10.3390/rs70404371]
- Käfer P S, Rolim S B A, Diaz L R, da Rocha N S, Iglesias M L and Rex F E. 2020. Comparative analysis of split-window and single-channel algorithms for land surface temperature retrieval of a pseudo-invariant target. *Bulletin of Geodetic Sciences*, 26(2): e2020008
- Lai J M, Zhan W F, Huang F, Quan J L, Hu L Q, Gao L and Ju W M. 2018. Does quality control matter? Surface urban heat island intensity variations estimated by satellite-derived land surface temperature products. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139: 212-227 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.03.012]

- Laraby K G and Schott J R. 2018. Uncertainty estimation method and Landsat 7 global validation for the Landsat surface temperature product. *Remote Sensing of Environment*, 216: 472-481 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.026]
- Li F Q, Jackson T J, Kustas W P, Schmugge T J, French A N, Cosh M H and Bindlish R. 2004. Deriving land surface temperature from Landsat 5 and 7 during SMEX02/SMACEX. *Remote Sensing of Environment*, 92(4): 521-534 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.02.018]
- Li S M, Yu Y Y, Sun D L, Tarpley D, Zhan X W and Chiu L. 2014. Evaluation of 10 year AQUA/MODIS land surface temperature with surf rad observations. *International Journal of Remote Sensing*, 35(3): 830-856 [DOI: 10.1080/01431161.2013.873149]
- Li S S and Jiang G M. 2018. Land surface temperature retrieval from Landsat-8 Data with the generalized split-window algorithm. *IEEE Access*, 6: 18149-18162 [DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2818741]
- Li T Y and Meng Q M. 2018. A mixture emissivity analysis method for urban land surface temperature retrieval from Landsat 8 data. *Landscape and Urban Planning*, 179: 63-71 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2018.07.010]
- Li X and Strahler A H. 1992. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of the discrete crown vegetation canopy: effect of crown shape and mutual shadowing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 276-292 [DOI: 10.1109/36.134078]
- Li X M, Zhou W Q, Ouyang Z Y, Xu W H and Zheng H. 2012a. Spatial pattern of greenspace affects land surface temperature: evidence from the heavily urbanized Beijing metropolitan area, China. *Landscape Ecology*, 27: 887-898 [DOI: 10.1007/s10980-012-9731-6]
- Li Y Y, Zhang H and Kainz W. 2012b. Monitoring patterns of urban heat islands of the fast-growing Shanghai metropolis, China: using time-series of Landsat TM/ETM+ data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 19: 127-138 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.05.001]
- Li Z L, Jia L, Su Z B, Wan Z M and Zhang R H. 2003. A new approach for retrieving precipitable water from ATSR2 split-window channel data over land area. *International Journal of Remote Sensing*, 24(24): 5095-5117 [DOI: 10.1080/0143116031000096014]
- 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 H and Weng Q H. 2012. Enhancing temporal resolution of satellite imagery for public health studies: a case study of West Nile Virus outbreak in Los Angeles in 2007. *Remote Sensing of Environment*, 117: 57-71 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.06.023]
- Liu L Y, Zhang X, Gao Y, Chen X D, Shuai X and Mi J. 2021. Finer-resolution mapping of global land cover: recent developments, consistency analysis, and prospects. *Journal of Remote Sensing*, 2021: 5289697 [DOI: 10.34133/2021/5289697]
- Liu Z H, Zhan W F, Lai J M, Hong F L, Quan J L, Bechtel B, Huang F and Zou Z X. 2019. Balancing prediction accuracy and generalization ability: a hybrid framework for modelling the annual dynamics of satellite-derived land surface temperatures. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151: 189-206 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.03.013]
- Lu D S and Weng Q H. 2006. Use of impervious surface in urban land-use classification. *Remote Sensing of Environment*, 102(1/2): 146-160 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.02.010]
- Lu L L, Weng Q H, Xiao D, Guo H D, Li Q T and Hui W H. 2020. Spatiotemporal variation of surface urban heat islands in relation to land cover composition and configuration: a multi-scale case study of Xi'an, China. *Remote Sensing*, 12(17): 2713 [DOI: 10.3390/rs12172713]
- Ma Y F, Liu S M, Song L S, Xu Z W, Liu Y L, Xu T R and Zhu Z L. 2018. Estimation of daily evapotranspiration and irrigation water efficiency at a Landsat-like scale for an arid irrigation area using multi-source remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 216: 715-734 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.07.019]
- Mahato S and Pal S. 2019. Influence of land surface parameters on the spatio-seasonal land surface temperature regime in rural West Bengal, India. *Advances in Space Research*, 63(1): 172-189 [DOI: 10.1016/j.asr.2018.09.014]
- Maimaitiyiming M, Ghulam A, Tiyip T, Pla F, Latorre-Carmona P, Halik Ü, Sawut M and Caetano M. 2014. Effects of green space spatial pattern on land surface temperature: implications for sustainable urban planning and climate change adaptation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 89: 59-66 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.12.010]
- Malakar N K, Hulley G C, Hook S J, Laraby K, Cook M and Schott J R. 2018. An operational land surface temperature product for Landsat thermal data: methodology and Validation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(10): 5717-5735 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2824828]
- Mallick J, Singh C K, Shashtri S, Rahman A and Mukherjee S. 2012. Land surface emissivity retrieval based on moisture index from LANDSAT TM satellite data over heterogeneous surfaces of Delhi city. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 19: 348-358 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.06.002]
- Mao K B, Tang H J, Chen Z X, Qiu Y B, Qin Z H and Li M C. 2006. A split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from ASTER data. *Remote Sensing Information*, (5): 7-11 (毛克彪, 唐华俊, 陈仲新, 邱玉宝, 覃志豪, 李满春. 2006. 一个从 ASTER 数据中反演地表温度的劈窗算法. *遥感信息*, (5): 7-11) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2006.05.004]
- Mbuh M J, Wheeler R and Cook A. 2021. Spatiotemporal analysis of urban heat island intensification in the city of Minneapolis-St. Paul and Chicago metropolitan areas using Landsat data from 1984 to 2016. *Geocarto International*, 36(14): 1565-1590. [DOI: 10.1080/10106049.2019.1655802]
- 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]
- Meng X C and Cheng J. 2018. Evaluating eight global reanalysis products for atmospheric correction of thermal infrared sensor-application to Landsat 8 TIRS10 data. *Remote Sensing*, 10(3): 474 [DOI: 10.3390/rs10030474]
- Meng X C, Li H, Du Y M, Cao B, Liu Q H and Li B. 2018. Retrieval and validation of the land surface temperature derived from Landsat 8 data: a case study of the Heihe River Basin. *Journal of Remote Sensing*, 22(5): 857-871 (孟翔晨, 历华, 杜永明, 曹彪, 柳钦火, 李彬. 2018. Landsat 8 地表温度反演及验证——以黑河流域为例. *遥感学报*, 22(5): 857-871) [DOI: 10.11834/jrs.20187411]
- Meng X C, Li H, Du Y M, Cao B, Liu Q H, Sun L and Zhu J S. 2016.

- Estimating land surface emissivity from ASTER GED products. *Journal of Remote Sensing*, 20(3): 382-396 (孟翔晨, 历华, 杜永明, 曹彪, 柳钦火, 孙林, 朱金山. 2016. 基于 ASTER GED 产品的地表发射率估算. *遥感学报*, 20(3): 382-396 [DOI: 10.11834/jrs.20165230])
- Mercury M, Green R, Hook S, Oaida B, Wu W, Gunderson A and Chodas M. 2012. Global cloud cover for assessment of optical satellite observation opportunities: a HypsIRI case study. *Remote Sensing of Environment*, 126: 62-71 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.08.007]
- Mia M B, Fujimitsu Y and Nishijima J. 2018. Monitoring of thermal activity at the Hatchobaru - Otake geothermal area in Japan using multi-source satellite images—with comparisons of methods, and solar and seasonal effects. *Remote Sensing*, 10(9): 1430 [DOI: 10.3390/rs10091430]
- Mia M B, Nishijima J and Fujimitsu Y. 2015. Monitoring heat flow before and after eruption of Kujū fumaroles in 1995 using Landsat TIR images. *Acta Geodaetica et Geophysica*, 50: 295-305 [DOI: 10.1007/s40328-014-0075-3]
- Miller J, Gerace A, Eon R, Montanaro M, Kremens R and Wehle J. 2020. Low-cost radiometer for Landsat land surface temperature validation. *Remote Sensing*, 12(3): 416 [DOI: 10.3390/rs12030416]
- Montanaro M, Gerace A, Lunsford A and Reuter D. 2014. Stray light artifacts in imagery from the Landsat 8 thermal infrared sensor. *Remote Sensing*, 6(11): 10435-10456 [DOI: 10.3390/rs61110435]
- Montanaro M, Gerace A and Rohrbach S. 2015. Toward an operational stray light correction for the Landsat 8 thermal infrared sensor. *Applied Optics*, 54(13): 3963-3978 [DOI: 10.1364/AO.54.003963]
- Neinavaz E, Skidmore A K and Darvishzadeh R. 2020. Effects of prediction accuracy of the proportion of vegetation cover on land surface emissivity and temperature using the NDVI threshold method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 85: 101984 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101984]
- Nill L, Ullmann T, Kneisel C, Sobiech-Wolf J and Baumhauer R. 2019. Assessing spatiotemporal variations of Landsat land surface temperature and multispectral indices in the Arctic Mackenzie delta region between 1985 and 2018. *Remote Sensing*, 11(19): 2329 [DOI: 10.3390/rs11192329]
- Parastatidis D, Mitraka Z, Chrysoulakis N and Abrams M. 2017. Online global land surface temperature estimation from landsat. *Remote Sensing*, 9(12): 1208 [DOI: 10.3390/rs9121208]
- Peng X X, Wu W Y, Zheng Y Y, Sun J Y, Hu T G and Wang P. 2020. Correlation analysis of land surface temperature and topographic elements in Hangzhou, China. *Scientific Reports*, 10: 10451 [DOI: 10.1038/s41598-020-67423-6]
- Peres L F and DaCamara C C. 2005. Emissivity maps to retrieve land surface temperature from MSG/SEVIRI. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(8): 1834-1844 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.851172]
- Qin Q M, Zhang N, Nan P and Chai L L. 2011. Geothermal area detection using Landsat ETM+ thermal infrared data and its mechanistic analysis—A case study in Tengchong, China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(4): 552-559 [DOI: 10.1016/j.jag.2011.02.005]
- Qin Z H, Dall'Olmo G, Karnieli A and Berliner P. 2001a. Derivation of split window algorithm and its sensitivity analysis for retrieving land surface temperature from NOAA-advanced very high resolution radiometer data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 106(D19): 22655-22670 [DOI: 10.1029/2000JD900452]
- Qin Z H, Li W J, Xu B, Chen Z X and Liu J. 2004. The estimation of land surface emissivity for Landsat TM 6. *Remote Sensing for Land & Resources*, (3): 28-32, 36, 41 (覃志豪, 李文娟, 徐斌, 陈仲新, 刘佳. 2004. 陆地卫星 TM6 波段范围内地表比辐射率的估计. *国土资源遥感*, (3): 28-32, 36, 41 [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2004.03.007])
- 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 TM 6. *Remote Sensing for Land & Resources*, (2): 37-43 (覃志豪, 李文娟, 张明华, Karnieli A, Berliner P. 2003. 单窗算法的大气参数估计方法. *国土资源遥感*, (2): 37-43 [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2003.02.010])
- Qin Z H, Karnieli A and Berliner P. 2001b. A mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM data and its application to the Israel-Egypt border region. *International Journal of Remote Sensing*, 22(8): 3719-3746 [DOI: 10.1080/01431160010006971]
- Qin Z H, Zhang M H, Karnieli A and Berliner P. 2001. Mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM 6 data. *Acta Geographica Sinica*, 56(4): 456-466 (覃志豪, 张明华, Karnieli A and 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])
- Quan J L, Zhan W F, Ma T, Du Y Y, Guo Z and Qin B Y. 2018. An integrated model for generating hourly Landsat-like land surface temperatures over heterogeneous landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 206: 403-423 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.12.003]
- Ren H Z, Du C, Liu R Y, Qin Q M, Meng J J, Li Z L and Yan G J. 2014. Evaluation of radiometric performance for the thermal infrared sensor onboard Landsat 8. *Remote Sensing*, 6(12): 12776-12788 [DOI: 10.3390/rs61212776]
- Ren H Z, Du C, Liu R Y, Qin Q M, Yan G J, Li Z L and Meng J J. 2015. Atmospheric water vapor retrieval from Landsat 8 thermal infrared images. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(5): 1723-1738 [DOI: 10.1002/2014JD022619]
- Ren H Z, Liu R Y, Qin Q M, Fan W J, Yu L and Du C. 2017. Mapping finer-resolution land surface emissivity using Landsat images in China. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 122(13): 6764-6781 [DOI: 10.1002/2017JD026910]
- Rodriguez-Galiano V, Pardo-Iguzquiza E, Sanchez-Castillo M, Chica-Olmo M and Chica-Rivas M. 2012. Downscaling Landsat 7 ETM+ thermal imagery using land surface temperature and NDVI images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18: 515-527 [DOI: 10.1016/j.jag.2011.10.002]
- Rosas J, Houborg R and McCabe M F. 2017. Sensitivity of Landsat 8 surface temperature estimates to atmospheric profile data: a study using MODTRAN in dryland irrigated systems. *Remote Sensing*, 9(10): 988 [DOI: 10.3390/rs9100988]
- Roujean J L, Leroy M and Deschamps P Y. 1992. A bidirectional reflectance model of the Earth's surface for the correction of remote sensing data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 97(D18): 20455-20468 [DOI: 10.1029/92JD01411]
- Roy S, Pandit S, Eva E A, Bagmar S H, Papia M, Banik L, Dube T, Rahman F and Razi M A. 2020. Examining the nexus between land surface temperature and urban growth in Chattogram Metropolitan Area of Bangladesh using long term Landsat series data. *Urban Climate*, 32: 100593 [DOI: 10.1016/j.uclim.2020.100593]

- 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]
- Sajib Q U and Wang T. 2020. Estimation of land surface temperature in an agricultural region of Bangladesh from Landsat 8: intercomparison of four algorithms. *Sensors*, 20(6): 1778 [DOI: 10.3390/s20061778]
- Scarano M and Sobrino J A. 2015. On the relationship between the sky view factor and the land surface temperature derived by Landsat-8 images in Bari, Italy. *International Journal of Remote Sensing*, 36(19/20): 4820-4835 [DOI: 10.1080/01431161.2015.1070325]
- Schaeffer B A, Iiames J, Dwyer J, Urquhart E, Salls W, Rover J and Seegers B. 2018. An initial validation of Landsat 5 and 7 derived surface water temperature for U.S. lakes, reservoirs, and estuaries. *International Journal of Remote Sensing*, 39(22): 7789-7805 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1471545]
- Sekertekin A and Arslan N. 2019. Monitoring thermal anomaly and radiative heat flux using thermal infrared satellite imagery-A case study at Tuzla geothermal region. *Geothermics*, 78: 243-254 [DOI: 10.1016/j.geothermics.2018.12.014]
- Sekertekin A and Bonafoni S. 2020a. 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]
- Sekertekin A and Bonafoni S. 2020b. Sensitivity analysis and validation of daytime and nighttime land surface temperature retrievals from Landsat 8 using different algorithms and emissivity models. *Remote Sensing*, 12(17): 2776 [DOI: 10.3390/rs12172776]
- Shivers S W, Roberts D A and McFadden J P. 2019. Using paired thermal and hyperspectral aerial imagery to quantify land surface temperature variability and assess crop stress within California orchards. *Remote Sensing of Environment*, 222: 215-231 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.030]
- Skoković D, Sobrino J A and Jiménez-Muñoz J C. 2017. Vicarious calibration of the Landsat 7 thermal infrared band and LST algorithm validation of the ETM+ instrument using three global atmospheric profiles. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(3): 1804-1811 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2633810]
- Snyder W C, Wan Z, Zhang Y and Feng Y Z. 1998. Classification-based emissivity for land surface temperature measurement from space. *International Journal of Remote Sensing*, 19(14): 2753-2774 [DOI: 10.1080/014311698214497]
- Sobrino J A, Coll C and Caselles V. 1991. Atmospheric correction for land surface temperature using NOAA-11 AVHRR channels 4 and 5. *Remote Sensing of Environment*, 38(1): 19-34 [DOI: 10.1016/0034-4257(91)90069-I]
- Sobrino J A and Jiménez-Muñoz J C. 2014. Minimum configuration of thermal infrared bands for land surface temperature and emissivity estimation in the context of potential future missions. *Remote Sensing of Environment*, 148: 158-167 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.03.027]
- Sobrino J A, Jiménez-Muñoz J C and Paolini L. 2004. Land surface temperature retrieval from Landsat TM 5. *Remote Sensing of Environment*, 90(4): 434-440 [DOI: 10.1016/j.rse.2004.02.003]
- Sobrino J A, Jiménez-Muñoz J C, Soria G, Romaguera M, Guanter L, Moreno J, Plaza A and Martínez P. 2008. Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(2): 316-327 [DOI: 10.1109/TGRS.2007.904834]
- Sobrino J A, Li Z L, Stoll M P and Becker F. 1996. Multi-channel and multi-angle algorithms for estimating sea and land surface temperature with ATSR data. *International Journal of Remote Sensing*, 17(11): 2089-2114 [DOI: 10.1080/01431169608948760]
- Sobrino J A and Raissouni N. 2000. Toward remote sensing methods for land cover dynamic monitoring: application to Morocco. *International Journal of Remote Sensing*, 21(2): 353-366 [DOI: 10.1080/014311600210876]
- Son N T, Chen C F, Chen C R and Recinos L E. 2019. Multitemporal Landsat-MODIS fusion for cropland drought monitoring in El Salvador. *Geocarto International*, 34(12): 1363-1383 [DOI: 10.1080/10106049.2018.1489421]
- Song L S, Zhao Z Z, Xu J B, Liu S M, Peng K J and Zhao K. 2014. Improvements in land surface temperature retrieval based on atmospheric water vapour content and atmospheric temperature. *International Journal of Remote Sensing*, 35(13): 4881-4904 [DOI: 10.1080/01431161.2014.930200]
- 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*, 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]
- Sun D L and Pinker R T. 2003. Estimation of land surface temperature from a Geostationary Operational Environmental Satellite (GOES-8). *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108: 4326 [DOI: 10.1029/2002JD002422]
- Terfa B K, Chen N C, Zhang X and Niyogi D. 2020. Spatial configuration and extent explains the urban heat mitigation potential due to green spaces: analysis over Addis Ababa, Ethiopia. *Remote Sensing*, 12(18): 2876 [DOI: 10.3390/rs12182876]
- Urbanski J A, Wochna A, Bubak I, Grzybowski W, Lukawska-matuszewska K, Łącka M, Śliwińska S, Wojtasiewicz B and Zajęzkowski M. 2016. Application of Landsat 8 imagery to regional-scale assessment of lake water quality. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 51: 28-36 [DOI: 10.1016/j.jag.2016.04.004]
- USGS. 2013. Landsat: a global land-imaging mission[EB/OL]. <http://pubs.usgs.gov/fs/2012/3072/fs2012-3072.pdf>
- USGS. 2018a. Landsat 8 calibration parameter file data format control book[EB/OL]. <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-8-calibration-parameter-file-data-format-control-book>
- USGS. 2018b. Landsat 7 calibration parameter file definition[EB/OL]. <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-7-calibration-parameter-file-definition>
- USGS. 2018c. Landsat 4-5 TM calibration parameter file definition [EB/OL]. <https://www.usgs.gov/media/files/landsat-4-5-TM-calibration-parameter-file-definition>
- Valor E and Caselles V. 1996. Mapping land surface emissivity from NDVI: application to European, African, and South American areas. *Remote Sensing of Environment*, 57(3): 167-184 [DOI: 10.1016/0034-4257(96)00039-9]
- Van de Griend A A and Owe M. 1993. On the relationship between thermal emissivity and the normalized difference vegetation index for natural surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, 14(6): 1119-1131 [DOI: 10.1080/01431169308904400]
- Vanhellemont Q. 2020. Combined land surface emissivity and tempera-

- ture estimation from Landsat 8 OLI and TIRS. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166: 390-402 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.06.007]
- Varade D and Dikshit O. 2020. Assessment of winter season land surface temperature in the Himalayan regions around the Kullu area in India using landsat-8 data. *Geocarto International*, 35(6): 641-662 [DOI: 10.1080/10106049.2018.1520928]
- Voogt J A and Oke T R. 2003. Thermal remote sensing of urban climates. *Remote Sensing of Environment*, 86(3): 370-384 [DOI: 10.1016/S0034-4257(03)00079-8]
- Vu T D and Nguyen T T. 2018. Spatio-temporal changes of underground coal fires during 2008-2016 in Khanh Hoa coal field (North-east of Viet Nam) using Landsat time-series data. *Journal of Mountain Science*, 15(12): 2703-2720 [DOI: 10.1007/s11629-018-4997-z]
- 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]
- Wan Z M and Li Z L. 1997. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4): 980-996 [DOI: 10.1109/36.602541]
- Wan Z M, Zhang Y L, Zhang Q C and Li Z L. 2002. Validation of the land-surface temperature products retrieved from TERRA moderate resolution imaging spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 163-180 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00093-7]
- Wang F, Qin Z H, Song C Y, Tu L L, Karnieli A and Zhao S H. 2015a. An improved mono-window algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat 8 thermal infrared sensor data. *Remote Sensing*, 7(4): 4268-4289 [DOI: 10.3390/rs70404268]
- Wang K, Jiang Q G, Yu D H, Yang Q L, Wang L, Han T C and Xu X Y. 2019a. Detecting daytime and nighttime land surface temperature anomalies using thermal infrared remote sensing in Dandong geothermal prospect. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 80: 196-205 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.03.016]
- Wang L, Lu Y and Yao Y L. 2019b. Comparison of three algorithms for the retrieval of land surface temperature from Landsat 8 images. *Sensors*, 19(22): 5049 [DOI: 10.3390/s19225049]
- Wang L T, Gao W and Zhuang C X. 2020. Quantitative research on the relationship between urban heat island effect and land use in Jizhou district of Tianjin based on Landsat-8 data. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 43(12): 90-92 (王力涛, 高伟, 庄春晓. 2020. 基于 Landsat-8 数据的天津市蓟州区城市热岛效应与土地利用的定量研究. *测绘与空间地理信息*, 43(12): 90-92) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-5867.2020.12.025]
- Wang L X, Sun J H, Liu Z, Zhang S C and Yang Y. 2019. Comparison of several different algorithms to retrieve land surface emissivity using Landsat 8 data. *Journal of Xi'an University of Science and Technology*, 39(2): 327-333 (王丽霞, 孙津花, 刘招, 张双成, 杨耘. 2019. 基于 Landsat 8 数据反演地表发射率的几种不同算法对比分析. *西安科技大学学报*, 39(2): 327-333) [DOI: 10.13800/j.cnki.xakjdx.2019.0220]
- Wang M M, He G J, Zhang Z M, Wang G Z and Long T F. 2015b. NDVI-based split-window algorithm for precipitable water vapour retrieval from Landsat-8 TIRS data over land area. *Remote Sensing Letters*, 6(11): 904-913 [DOI: 10.1080/2150704X.2015.1089363]
- Wang M M, He G J, Zang Z M, Wang G Z, Yin R Y and Long T F. 2017. Atmospheric water vapor retrieval from Landsat-8 TIRS data using split-window algorithm. *Remote Sensing Technology and Application*, 32(1): 166-172 (王猛猛, 何国金, 张兆明, 王桂周, 尹然宇, 龙腾飞. 2017. 基于 Landsat 8 TIRS 数据的大气水汽含量反演劈窗算法. *遥感技术与应用*, 32(1): 166-172) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2017.1.0166]
- 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. 2019c. 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]
- Wang M M, Zhang Z J, Hu T, Wang G Z, He G J, Zhang Z M, Li H, Wu Z J and Liu X G. 2020. An efficient framework for producing Landsat-based land surface temperature data using Google Earth Engine. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 4689-4701 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3014586]
- Wang T X, Shi J C, Ma Y, Husi L, Comyn-Platt E, Ji D B, Zhao T J and Xiong C. 2019d. Recovering land surface temperature under cloudy skies considering the solar-cloud-satellite geometry: application to MODIS and Landsat-8 data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(6): 3401-3416 [DOI: 10.1029/2018JD028976]
- Weng Q H and Fu P. 2014. Modeling annual parameters of clear-sky land surface temperature variations and evaluating the impact of cloud cover using time series of Landsat TIR data. *Remote Sensing of Environment*, 140: 267-278 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.09.002]
- Weng Q H, Fu P and Gao F. 2014. Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 145: 55-67 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.02.003]
- Wu P H, Shen H F, Ai T H and Liu Y L. 2013. Land-surface temperature retrieval at high spatial and temporal resolutions based on multi-sensor fusion. *International Journal of Digital Earth*, 6(S1): 113-133 [DOI: 10.1080/17538947.2013.783131]
- Wu P H, Shen H F, Zhang L P and Göttsche F M. 2015a. Integrated fusion of multi-scale polar-orbiting and geostationary satellite observations for the mapping of high spatial and temporal resolution land surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 156: 169-181 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.09.013]
- Wu Y W, Wang N L, He J Q and Jiang X. 2015b. Estimating mountain glacier surface temperatures from Landsat-ETM+ thermal infrared data: a case study of Qiyi glacier, China. *Remote Sensing of Environment*, 163: 286-295 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.03.026]
- Wu Y W, Wang N L, Li Z, Chen A, Guo Z M and Qie Y F. 2019. The effect of thermal radiation from surrounding terrain on glacier surface temperatures retrieved from remote sensing data: a case study from Qiyi glacier, China. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111267 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111267]
- Wulder M A, Loveland T R, Roy D P, Crawford C J, Masek J G, Woodcock C E, Allen R G, Anderson M C, Belward A S, Cohen W B, Dwyer J, Erb A, Gao F, Griffiths P, Helder D, Hermosilla T, Hipple J D, Hostert P, Hughes M J, Huntington J, Johnson D M,

- Kennedy R, Kilic A, Li Z, Lymburner L, McCorkel J, Pahlevan N, Scambos T A, Schaaf C, Schott J R, Sheng Y W, Storey J, Vermote E, Vogelmann J, White J C, Wynne R H and Zhu Z. 2019. Current status of Landsat program, science, and applications. *Remote Sensing of Environment*, 225: 127-147 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.015]
- Xu H Q. 2010. Analysis of impervious surface and its impact on urban heat environment using the normalized difference impervious surface index (NDISI). *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, (5): 557-565 [DOI: 10.14358/PERS.76.5.557]
- Xu H Q. 2015. Retrieval of the reflectance and land surface temperature of the newly-launched Landsat 8 satellite. *Chinese Journal of Geophysics*, 58(3): 741-747 (徐涵秋. 2015. 新型 Landsat8 卫星影像的反射率和地表温度反演. *地球物理学报*, 58(3): 741-747) [DOI: 10.6038/cjg20150304]
- Xu H Q. 2016. Change of Landsat 8 TIRS calibration parameters and its effect on land surface temperature retrieval. *Journal of Remote Sensing*, 20(2): 229-235 (徐涵秋. 2016. Landsat 8 热红外数据定标参数的变化及其对地表温度反演的影响. *遥感学报*, 20(2): 229-235) [DOI: 10.11834/jrs.20165165]
- Xu H Q, Lin Z L and Pan W H. 2015. Some issue in land surface temperature retrieval of Landsat thermal data with the single-channel algorithm. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 40(4): 487-492 (徐涵秋, 林中立, 潘卫华. 2015. 单通道算法地表温度反演的若干问题讨论—以 Landsat 系列数据为例. *武汉大学学报*, 40(4): 487-492) [DOI: 10.13203/j.whugis20130733]
- Yan G J, Wang T X, Jiao Z H, Mu X H, Zhao J and Chen L. 2016. Topographic radiation modeling and spatial scaling of clear-sky land surface longwave radiation over rugged terrain. *Remote Sensing of Environment*, 172: 15-27 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.026]
- Yan L and Roy D P. 2020. Spatially and temporally complete Landsat reflectance time series modelling: the fill-and-fit approach. *Remote Sensing of Environment*, 241: 111718 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111718]
- Yang J J, Duan S B, Zhang X Y, Wu P H, Huang C, Leng P and Gao M F. 2020. Evaluation of seven atmospheric profiles from reanalysis and satellite-derived products: implication for single-channel land surface temperature retrieval. *Remote Sensing*, 12(5): 791 [DOI: 10.3390/rs12050791]
- Yang J X, Wong M S, Menenti M and Nichol J. 2015a. Modeling the effective emissivity of the urban canopy using sky view factor. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 105: 211-219 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.04.006]
- Yang J X, Wong M S, Menenti M and Nichol J. 2015b. Study of the geometry effect on land surface temperature retrieval in urban environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 109: 77-87 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.09.001]
- Yang J X, Wong M S, Menenti M, Nichol J, Voogt J, Krayenhoff E S and Chan P W. 2016. Development of an improved urban emissivity model based on sky view factor for retrieving effective emissivity and surface temperature over urban areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 122: 30-40 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.09.007]
- Yin C L, Meng F and Yu Q R. 2020. Calculation of land surface emissivity and retrieval of land surface temperature based on a spectral mixing model. *Infrared Physics and Technology*, 108: 103333 [DOI: 10.1016/j.infrared.2020.103333]
- Yin Z X, Wu P H, Foody G M, Wu Y L, Liu Z H, Du Y and Ling F. 2021. Spatiotemporal fusion of land surface temperature based on a convolutional neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(2): 1808-1822 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.2999943]
- Yu X L, Guo X L and Wu Z C. 2014. Land surface temperature retrieval from Landsat 8 TIRS-comparison between radiative transfer equation-based method, split window algorithm and single channel method. *Remote Sensing*, 6(10): 9829-9852 [DOI: 10.3390/rs6109829]
- Zareie S, Rangzan K, Khosravi H and Sherbakov V M. 2018. Comparison of split window algorithms to derive land surface temperature from satellite TIRS data. *Arabian Journal of Geosciences*, 11: 391 [DOI: 10.1007/s12517-018-3732-y]
- Zeng C, Long D, Shen H F, Wu P H, Cui Y K and Hong Y. 2018. A two-step framework for reconstructing remotely sensed land surface temperatures contaminated by cloud. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 141: 30-45 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.04.005]
- Zhang Y S, Balzter H, Liu B and Chen Y J. 2017. Analyzing the impacts of urbanization and seasonal variation on land surface temperature based on subpixel fractional covers using Landsat images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(4): 1344-1356 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2608390]
- Zhang Z M and He G J. 2013. Generation of Landsat surface temperature product for China, 2000-2010. *International Journal of Remote Sensing*, 34(20): 7369-7375 [DOI: 10.1080/01431161.2013.820368]
- Zhang Z M, He G J, Peng Y, Long T F, Wang M M and Wei M Y. 2020. Landsat surface temperature products over china. *China Science Data*, 5(4): 74-82 (张兆明, 何国金, 彭燕, 龙腾飞, 王猛猛, 魏明月. 2020. 中国区域 Landsat 地表温度产品. *中国科学数据 (中英文网络版)*, 5(4): 74-82) [DOI: 10.11922/csdata.2020.0030.zh]
- Zhao W, Li A N, Jin H A, Zhang Z J, Bian J H and Yin G F. 2017. Performance evaluation of the triangle-based empirical soil moisture relationship models based on Landsat-5 TM data and in situ measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(5): 2632-2645 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2649522]
- Zhao W, Li A N, Zhang Z Z, Bian J H, Jin H A, Yin G F, Nan X and Lei G B. 2016. A study on land surface temperature terrain effect over mountainous area based on Landsat 8 thermal infrared data. *Remote Sensing Technology and Application*, 31(1): 63-73 (赵伟, 李爱农, 张正健, 边金虎, 靳华安, 尹高飞, 南希, 雷光斌. 2016. 基于 Landsat 8 热红外遥感数据的山地地表温度地形效应研究. *遥感技术与应用*, 31(1): 63-73) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.1.0063]
- Zheng X P, Gao M F, Li Z L, Chen K S, Zhang X and Shang G F. 2020. Impact of 3-D structures and their radiation on thermal infrared measurements in urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(12): 8412-8426 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.2987880]
- Zhou J, Li J, Zhang L X, Hu D Y and Zhan W F. 2012. Intercomparison of methods for estimating land surface temperature from a Landsat-5 TM image in an arid region with low water vapour in the atmosphere. *International Journal of Remote Sensing*, 33(8): 2582-2602 [DOI: 10.1080/01431161.2011.617396]
- Zhou Y, Qin Z H and Bao G. 2014. Progress in retrieving land surface

- temperature for the cloud-covered pixels from thermal infrared remote sensing data. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 34(2): 364-369 (周义, 覃志豪, 包刚. 2014. 热红外遥感图像中云覆盖像元地表温度估算研究进展. *光谱学与光谱分析*, 34(2): 364-369) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)02-0364-06]
- Zhu X L, Chen J, Gao F, Chen X H and Masek J G. 2010. An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. *Remote Sensing of Environment*, 114(11): 2610-2623 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.032]
- Zhu X L, Duan S-B, Li Z-L, Zhao W, Wu H, Leng P, Gao M-F and Zhou X M. 2021. Retrieval of land surface temperature with topographic effect correction from Landsat 8 thermal infrared data in mountainous areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(8): 6674-6687. [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3030900]
- Zhu Z and Woodcock C E. 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118: 83-94 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028]
- Zhu Z, Wang S X and Woodcock C E. 2015. Improvement and expansion of the Fmask algorithm: cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4-7, 8, and Sentinel 2 images. *Remote Sensing of Environment*, 159: 269-277 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.12.014]

Reviews of methods for land surface temperature retrieval from Landsat thermal infrared data

DUAN Sib¹, RU Chen², LI Zhaoliang¹, WANG Mengmeng³, XU Hanqiu⁴, LI Hua⁵, WU Penghai⁶, ZHAN Wenfeng⁷, ZHOU Ji⁸, ZHAO Wei⁹, REN Huazhong¹⁰, WU Hua¹¹, TANG Bohui¹², ZHANG Xia¹³, SHANG Guofei¹³, QIN Zhihao¹

1. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;
2. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China;
4. Institute of Remote Sensing Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;
5. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
6. School of Resources and Environmental Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China;
7. International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China;
8. School of Resource and Environment, University of Electronic and Technology of China, Chengdu 611731, China;
9. Institute of Mountain Hazards and Environment, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041, China;
10. Institution of Remote Sensing and Geographical Information System, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China;
11. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
12. Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China;
13. Hebei International Joint Research Center for Remote Sensing of Agricultural Drought Monitoring, Hebei GEO University, Shijiazhuang 050031, China

Abstract: Land Surface Temperature (LST) is a pivotal factor in the energy exchange procedure between the land surface and the atmosphere. It plays a critical role in various study fields, including regional and global climate change analysis, environment monitoring, evapotranspiration estimation, and geothermal anomaly exploration. How to accurately capture LST from satellites data is one of the international hot spots and frontier topics in the quantitative remote sensing of surface parameters, and numbers of algorithms and products have been developed since 1960s. Specially, due to the advantage of high-spatial resolution, temporal continuity, and data availability, Landsat thermal infrared (TIR) data is generally used for LST retrieval. Landsat sensors and related LST products are introduced in detail at this paper, involving in Landsat 4-5 TM, Landsat 7 ETM+, and Landsat 8 TIRS. By analyzing the abundant academic papers, this article reviews the related publications and citations from 2000 to 2020 about Landsat LST retrieval by dividing them into two parts: algorithm and application. Furthermore, this paper systematically describes the algorithms for LST retrieved from Landsat TIR data including the Radiative Transfer Equation (RTE)-based algorithm, the mono-window algorithm, the generalized single-channel algorithm, the practical single-channel algorithm, and the split-window algorithm. On this basis, this article introduces the methods to obtain relevant parameters of each algorithm including atmospheric parameters and land surface emissivity. Furthermore, the calculation of atmospheric parameters mainly depends on water vapor and air temperature near the surface and atmospheric profiles, which can be obtained in three ways including ground-based sounding data, satellite inversion and reanalysis data. The methods estimating land surface emissivity depend on surface classification and NDVI images. Additionally, the superiority of high-spatial resolution LST from Landsat products makes them often applied to urban heat island effect, disaster monitoring, the LST impact for land use and land cover, where the studies require high-precision satellite images to facilitate detailed topics. With the development of science and technology, high-resolution data makes current problems in

LST retrieval more and more obvious. According to the analysis for academic papers in the past 20 years, the research on the algorithm and application of LST retrieval based on Landsat TIR data shows an overall upward trend, and the Landsat LST retrieval and application will continuously play the important role in the future. Therefore, the prospective research trend and directions are proposed for Landsat TIR data, and this paper points out 4 directions for subsequent studies, including LST retrieval at the complex terrain region, LST retrieval under the cloud cover, spatio-temporal fusion of multi-source data, and long-term serial LST products. Finally, this article indicates that the uncertainty of land surface emissivity, real complex land surface, and banding effect causing LST errors. Therefore, more scholars should pay attention to these problems and actively propose new methods to solve the current deficiency. Moreover, it is helpful to further understand the mechanism of LST retrieval from remote sensing, provide inspiration for the establishment of new methods for remote sensing retrieval of LST, and promote the research level of quantitative remote sensing of LST in China..

Key words: Landsat, thermal infrared data, land surface temperature, land surface emissivity, atmospheric parameter

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41871275, 42071326,42001300)

附表 A 缩写列表

Table A List of acronyms

缩写	全称	缩写	全称
ARD	Analysis Ready Data	LST	Land Surface Temperature
ARM	Atmospheric Radiation Measurement	LSR	Land Surface Reflectance
ATC	Annual Temperature Cycle	MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
ACPC	Atmospheric Correct Parameter Calculation	MODTRAN	MODerate resolution atmospheric TRANsmission
AERONET	AErosol RObotic NETwork	NCEP	National Centers for Environment Prediction
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer	NDBC	National Data Buoy Center
AVHRR	Advanced Very High Resolution Radiometer	NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
BRDF	Bidirectional Reflectance Distribution Function	PSC	Practical Single-Channel
BSRN	Baseline Surface Radiation Network	QA	Quality Assurance
BT	Brightness Temperature	RMSE	Root Mean Square Error
BLEST	BLEnd Spatiotemporal Temperature	RTU	Ready-To-Use
ESTARFM	Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model	STARFM	Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model
ECMWF	European Centre Medium-Range Weather Forecasts	SADFAT	Spatio-temporal Adaptive Data Fusion Algorithm for Temperature Mapping
EROS	Earth Resources Observation and Science	STITFM	Spatio-temporal Integrated Temperature Fusion Model
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus	SURFRAD	Surface Radiation Budget Network
GED	Global Emissivity Dataset	SLC	Scan Lines Corrector
GEE	Google Earth Engine	SLCA	Stray Light Correction Algorithm
GLC	Global Land Cover	TES	Temperature and Emissivity Separation
GR	Global Reanalysis	TIRS	Thermal Infrared Sensor
HiWATER	Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research	TOA	Top of the Atmosphere
IGBP	International Geosphere-Biosphere Programme	TM	Thematic Mapper
LOWTRAN	LOW resolution TRANsmission	USGS	United States Geological Survey