

高光谱热红外遥感:现状与展望

吴骅^{1,2}, 李秀娟^{1,2}, 李召良^{1,2,3}, 段四波³, 钱永刚⁴

1. 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;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 中国农业科学院农业资源与区域规划研究所 农业部农业信息技术重点实验室, 北京 100081;
4. 中国科学院空天信息创新研究院 定量遥感信息技术重点实验室, 北京 100094

摘要: 高光谱热红外数据中蕴含着丰富的长波光谱信息, 可以更精细的揭示地气耦合过程导致的辐射变化, 反映热红外波段特有的地物诊断特征, 同时高光谱特性也可以为热红外关键特征参数的病态反演问题提供更合理的假设和约束条件, 具有重要的研究价值和应用前景。高光谱热红外遥感技术自诞生起, 在吸纳多光谱热红外遥感技术的基础上迅速发展, 成为热红外遥感领域的重要研究方向和突破点。然而, 当前高光谱热红外遥感存在着可用数据不足, 处理方法传统, 反演精度有限, 应用难以有效实施等问题。为进一步明晰高光谱热红外遥感的研究进展和现存挑战, 本文在高光谱热红外相关文献深入分析的基础上, 梳理了高光谱热红外研究的发展脉络和热点, 介绍了现有国内外主要的高光谱热红外传感器, 分析了高光谱大气效应校正、地表温度和发射率分离以及地气关键特征参数一体化反演的现状和问题, 总结了相关典型行业应用, 展望了高光谱热红外的发展方向, 以为未来高光谱热红外研究工作的开展提供借鉴和帮助。

关键词: 高光谱, 热红外, 遥感反演, 地表温度, 发射率, 大气廓线

引用格式: 吴骅, 李秀娟, 李召良, 段四波, 钱永刚. 2021. 高光谱热红外遥感: 现状与展望. 遥感学报, 25(8): 1567-1590

Wu H, Li X J, Li Z L, Duan S B and Qian Y G. 2021. Hyperspectral thermal infrared remote sensing: Current status and perspectives. National Remote Sensing Bulletin, 25(8): 1567-1590 [DOI: 10.11834/jrs.20211306]

1 引言

20世纪60年代, 遥感技术的诞生使得观测能力产生了质的飞跃, 人类进入了全方位、全天候、多角度、多谱段的对地观测新时代, 极大的拓展了对地球的认知能力(童庆禧等, 2018)。地物在不同谱段表现出的反射和发射特性是遥感技术得以存在和发展的基础, 而热红外遥感作为遥感技术的分支, 是研究地物发射特性的主要手段, 因此热红外遥感研究具有十分重要的作用(Li等, 2013)。

热红外遥感研究的主要对象是目标的温度和发射率, 两者作为区域和全球地表生物、物理和化学过程中的关键因子, 在地表和大气交互及能量交换中起到了重要作用, 对地表能量平衡、气候、水文、生态以及生物等学科研究都有重要意

义(李召良等, 2016)。多光谱热红外遥感研究已有近五十年的发展历史, 但由于多光谱传感器的通道数量较少, 对应的权函数较宽, 垂直分辨率低, 其观测数据受到地表温度和发射率、大气温湿度廓线等的共同影响较大, 使得在大气水汽含量高以及发射率未知等特定条件下, 多光谱热红外遥感反演的结果难以取得满意的精度(Li等, 2013; 李召良等, 2016)。

伴随着遥感技术的迅猛发展, 高光谱遥感技术应运而生, 被认为是最重大的技术突破之一(Goetz等, 1985; 童庆禧等, 2016)。高光谱遥感能够以高光谱分辨率($10^{-2}\lambda$ 量级)在某个特定的窄通道远距离探测目标, 获取精细光谱尺度连续的光谱特性, 有助于地物的准确识别和地气特征参量的精确反演。高光谱遥感技术自问世以来, 就受到了科学界的广泛关注, 成为研究的热点。

收稿日期: 2021-05-12; 预印本: 2021-07-14

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2018YFB0504800, 2016YFB0500400); 国家自然科学基金(编号: 41871267)

第一作者简介: 吴骅, 1980年生, 男, 研究员, 研究方向为热红外定量遥感、尺度转换和真实性检验。E-mail: wuhua@igsrr.ac.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

各种高光谱传感器如雨后春笋般出现（王建宇和李春来，2021），相应的图像处理与信息提取方法也得到了长足发展（张兵，2016）。目前，高光谱遥感技术已经在诸多行业领域都得到了广泛的应用。

然而，现阶段高光谱遥感研究主要还是集中于可见光到短波红外谱段范围（Goetz, 2009; Tong 等, 2014）。受制于热红外数据处理的特殊性和复杂性，在热红外谱段的高光谱遥感技术的发展较为滞后，存在诸多问题尚未解决，机会与挑战并存（Li等，2013）。

2 高光谱热红外相关文献分析

为了深入了解高光谱热红外领域的研究热点以及相互之间的关系，本文采用关键词共现图谱的方式对WOS（Web of Science）上的相关文献进行信息可视化分析。

2.1 年发文量变化

发文量及其变化趋势是描绘某一领域研究概况的重点之一，本文在WOS的核心数据库进行了相关文献的检索，检索的关键词为“hyperspectral”和“thermal infrared”，检索的年限范围不限，共检索得到文献507篇，被引频次达5762次。

图1展示了高光谱热红外遥感相关文献的年发文量的变化情况。可以看出高光谱热红外遥感研究大致始于20世纪90年代，逐年发文数量整体上呈上升趋势。在2010年以前，发文数量缓慢增长，在2010年—2015年阶段内增长迅猛，近五年增长略微变缓，但发文数量较稳定，说明高光谱热红外遥感研究受到学者们的持续关注，且逐渐变成了研究的热点。

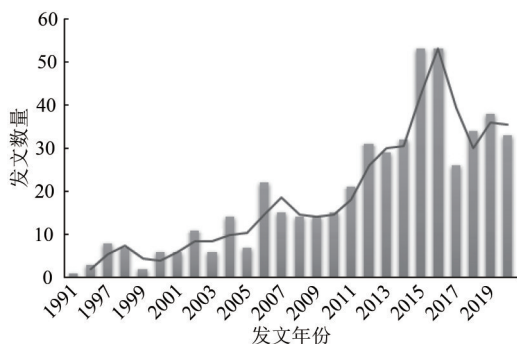


图1 高光谱热红外相关文献的年发文量统计图
Fig. 1 The annual publications of hyperspectral thermal infrared related literatures

2.2 关键词分析

为了进一步展示高光谱热红外遥感研究的前沿，利用Citespace软件对高光谱热红外的相关文献进行了关键词分析，得到的图2所示的关键词共现图谱。

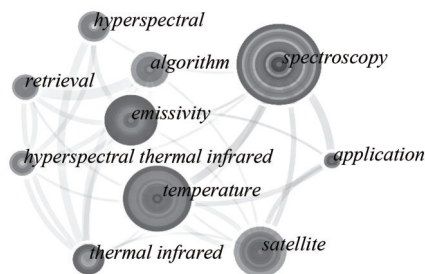


图2 关键词共现图谱

Fig. 2 Co-occurrence map of keyword

关键词共现图谱中，关键词出现的频次由年轮的厚度表示，年轮的厚度与引文的数量成正比。由图2可知，光谱学、温度、发射率等词的频次位于前列，说明它们是学者们一直以来关注的焦点。探究高光谱热红外遥感的机理，开展温度和发射率的遥感反演必将是未来研究的长期热点。相较而言，目前高光谱热红外遥感的应用研究还是较少，这可能与高光谱热红外硬件传感器以及遥感反演方法的发展水平还无法有效支撑大范围的高光谱热红外遥感的行业应用有关。

3 高光谱热红外硬件传感器发展

随着探测器工艺、电子科学技术和光学技术的发展，高光谱传感器得到了快速发展，遥感探测平台涵盖了星载和机载等多种遥感平台，出现了成像和非成像等多种不同的数据获取模式。受制于传感器研制的难度、成本和用途等限制，当前星载高光谱传感器均选择了非成像模式，而机载高光谱传感器则大多选择了成像模式。

3.1 星载传感器

现有的星载高光谱红外探测仪器的观测几何方式主要有天底、掩星和临边3种。前者为对地观测，能够获取大气和地表热红外关键参数，但其垂直分辨率较低；后两者接收到的辐射均来自大气，减少了地表的干扰，但无法探测地表参数。考虑到天底观测是当前主流的观测方式，因此表1重点给出了国内外具备天底观测能力的常见星载高光谱热红外非成像传感器及其特征的详细信息。

表1 具备天底观测能力的常见星载高光谱热红外非成像传感器

Table 1 The common spaceborne hyperspectral thermal infrared sensors with nadir observation capability

发射时间/年	卫星	传感器名称	分光方式	谱段范围/ μm	光谱分辨率/ (cm^{-1})	空间分辨率/km
1996—1997	ADEOS(日本)	IMG	干涉	3.3—15.0	0.15—0.25	22
				8.80—15.4	0.55	
2002	EOS-Aqua(美国)	AIRS	光栅	6.20—8.22	1.2	13
				3.74—4.61	2.0	
2004—2018	EOS-Aura(美国)	TES	干涉	3.2—15.4	0.06	5
2006	METOP(欧洲)	IASI	干涉	3.4—15.5	0.35—0.55	12
				9.13—15.38	0.625	
2011	Suomi NPP(美国)	CrIS	干涉	5.71—8.26	1.25	14
				3.92—4.64	2.5	
2017	FY-3D(中国)	HIRAS	干涉	5.71—8.26	1.25	16
				3.92—4.64	2.5	
2016	FY-4A(中国)	GIIRS	干涉	8.85—14.28	0.625	8
				4.45—6.06	1.2	
计划	MTG(欧洲)	IRS	干涉	8.26—14.28	0.625	4
				4.60—6.25	10	

温室气体干涉仪 IMG (Interferometric Monitor for Greenhouse Gases) 搭载于 1996-08 发射升空的对地观测卫星 ADEOS 上, 是国际上第一个采用天底观测方式进行痕量气体探测的星载高光谱傅里叶光谱仪, 光谱区间为 3.3—15 μm 。IMG 证明了星载高光谱传感器用于探测大气和地表信息的可行性, 对全球地表和大气参数反演相关研究有重要的参考意义 (曹西凤等, 2021)。随后, 大气红外探测仪 AIRS (Atmospheric Infrared Sounder)、对流层发射光谱仪 TES (Tropospheric Emission Spectrometer)、红外大气探测干涉仪 IASI (Infrared Atmospheric Sounder Interferometer) 以及交叉跟踪红外探测器 CrIS (Cross-track Infrared Sounder) 陆续发射升空, 标志着国际上高光谱热红外传感器的日趋成熟, 可以提供有关大气温度和水汽的近实时信息以支持天气预报, 同时也可以探测各种痕量气体的浓度 (Chalon等, 2001)。

随着 2008 年风云三号气象卫星的发射升空, 高光谱热红外传感器技术也得到了迅速的发展。高光谱分辨率红外大气探测器 HIRAS (High-spectral Resolution Infrared Atmospheric Sounder) 指标性能达到了 CrIS 的水平。随后, 干涉式大气红外高光谱探测仪 GIIRS (Geostationary Interferometric Infrared Sounder) 开创了国际上首次将大气红外高光谱垂直探测装置装载于静止气象卫星上的先例。相比

于 AIRS 和 IASI, 搭载于静止轨道的 GIIRS 具有更高的时间分辨率, 可以实现大范围、连续和长期的大气温湿度廓线和大气垂直分布的测量 (宋慈等, 2019)。

3.2 机载传感器

由于面阵红外焦平面、低温光学系统、精细分光等关键技术限制, 当前星载高光谱热红外传感器普遍采用非成像模式。相较而言, 机载的高光谱热红外传感器可以突破这些限制, 可以采用成像仪来获取图谱合一的高光谱热红外数据。机载高光谱热红外成像仪的研究将有力推动星载高光谱成像技术的发展。表 2 中给出了部分国内外高光谱热红外成像传感器及其特征的详细信息。

早期的高光谱热红外成像仪以 AHI、SEBASS、QWEST、MAKO 和 HyTES 等为代表, 近期以 AISA-OWL 和 ATHIS 等为代表。AHI 是由美国夏威夷大学研制的机载高光谱热红外成像仪, 是世界范围内的经典仪器, 从 1994 年开始, 其经历了三代发展, 目前仍然在使用; HyTES 是由 NASA 的 JPL 实验室研制的新一代机载高光谱热红外成像仪, 覆盖了 7.5—12 μm 的光谱范围, 具有 256 个通道数, 目前已经完成了多项为下一代陆地观测高光谱卫星 HypIRI 的红外波长优选的飞行试验; AISA-OWL 由芬兰研制, 由于其结构紧凑, 质量

较轻, 使得其可以安装在小型飞机和无人机上, 提高了高光谱热红外遥感的实用性; ATHIS 是中国第一台机载高光谱热红外成像仪, 由中国科学院上海技术物理研究所于 2016 年研发成功, 其光谱

范围为 8.0—12.5 μm , 包含了 180 个光谱通道, 代表了中国高光谱热红外成像技术的水平, 已经初步具备了应用能力。

表 2 常见机载高光谱热红外成像传感器

Table 2 The common airborne hyperspectral thermal infrared sensors

年份/年	仪器名称	公司/机构	波谱范围/ μm	通道数	总视场/ $^\circ$	瞬时视场角/mrad
1994	AHI	Hawaii Institute of Geophysics and Planetology (美国)	7.5—11.5	32/256	13	0.5
1996	SEBASS	The Aerospace Corporation (美国)	7.8—13.4	120	7.3	1
2008	QWEST	JPL (美国)	8.0—12.0	256	40	1.6
2011	MAKO	The Aerospace Corporation (美国)	7.8—13.4	128	4	0.55
2016	HyTES	JPL (美国)	7.5—12	256	50	1.7
2014	AISA-OWL	Specim (芬兰)	7.7—12.3	96	24	1.1
2016	ATHIS	SITP (中国)	8.0—12.5	180	40	1

4 高光谱热红外遥感关键参数反演方法

在局地热平衡状态且晴空无云条件下, 红外卫星传感器接收到的辐射亮度 L_i 可以表示为

$$L_i = L_{g_i} \tau_i + L_{at_i \uparrow} + L_{st_i \uparrow} \quad (1)$$

式中, L_{g_i} 表示地表离地辐亮度, τ_i 为通道 i 的大气透过率, $L_{at_i \uparrow}$ 表示大气上行辐亮度, $L_{st_i \uparrow}$ 是大气散射的上行太阳辐亮度。

其中, 地表离地辐亮度 L_{g_i} 可以表示为

$$L_{g_i} = \varepsilon_i B_i(T_s) + (1 - \varepsilon_i) L_{at_i \downarrow} + (1 - \varepsilon_i) L_{st_i \downarrow} + \rho_{bi} E_i \cos(\theta_s) \tau_i(\theta_s) \quad (2)$$

式中, ε_i 是地表发射率, $B_i(T_s)$ 是黑体在地表温度 T_s 时的辐亮度, $L_{at_i \downarrow}$ 表示大气下行辐亮度, $L_{st_i \downarrow}$ 为大气散射的下行太阳辐亮度, ρ_{bi} 表示地表双向反射率, E_i 表示大气层顶的太阳辐照度, θ_s 表示太阳天顶角。

在热红外谱段 (8—14 μm), 太阳的贡献可以忽略不计, 因此式 (1) 和式 (2) 可以简化为

$$\begin{cases} L_i = L_{g_i} \tau_i + L_{at_i \uparrow} \\ L_{g_i} = \varepsilon_i B_i(T_s) + (1 - \varepsilon_i) L_{at_i \downarrow} \end{cases} \quad (3)$$

由于地气的高度耦合性质, 利用卫星数据反演地表或者大气参数并非易事。从热红外辐射传输方程来看, N 个通道的观测值对应 $4 \times N + 1$ 个待求解的未知参量: 1 个地表温度、 N 个地表发射率、 N 个透过率、 N 个大气上行辐射和 N 个大气下行辐

射, 观测方程的个数远小于待求参数的个数, 属于病态反演问题。

因此, 高光谱热红外地气特征参数反演的关键就是要完成地气参数的解耦, 消除地表温度、发射率以及大气之间的影响。根据地气参数反演步骤的顺序以及复杂程度来划分, 高光谱热红外遥感反演涉及大气效应校正、地表温度和发射率分离以及地气参数的一体化反演 3 个重要环节。3 个环节之间既有相互递进的关系, 也有相互并列的关系, 最终目的是获取高光谱热红外的地气关键特征参数。

4.1 大气效应校正方法

高光谱热红外大气校正的目的是从观测信号中剥离大气的贡献, 即获取所需的大气参数 (大气透过率和大气上下行辐射), 进而满足后续获取地表温度和发射率的需要。

图 5 为 MODTRAN 的中纬度夏季模型 (Mid-Latitude Summer) 对应的大气透过率与大气上下行辐射亮温的示意图。由此可见, 热红外谱段的大气参数随着波长会发生明显的变化。无论是大气透过率还是大气上下行辐射, 由于光谱分辨率的提高, 能够显著的反映出大气吸收峰/谷处的大气特征。

针对多光谱热红外数据, 大气效应的校正可以通过劈窗算法的思路予以间接实现 (McMillin, 1975; Becker 和 Li, 1990; Wan 和 Dozier, 1996)。然而, 对于高光谱热红外数据而言, 由于两个通

道的大气等效温度并不一致, 违背了劈窗算法的数学推导假设, 因此简单照搬多光谱热红外的劈

窗算法对于高光谱热红外数据可能并不能产生满意的精度 (Sobrino 等, 2006)。

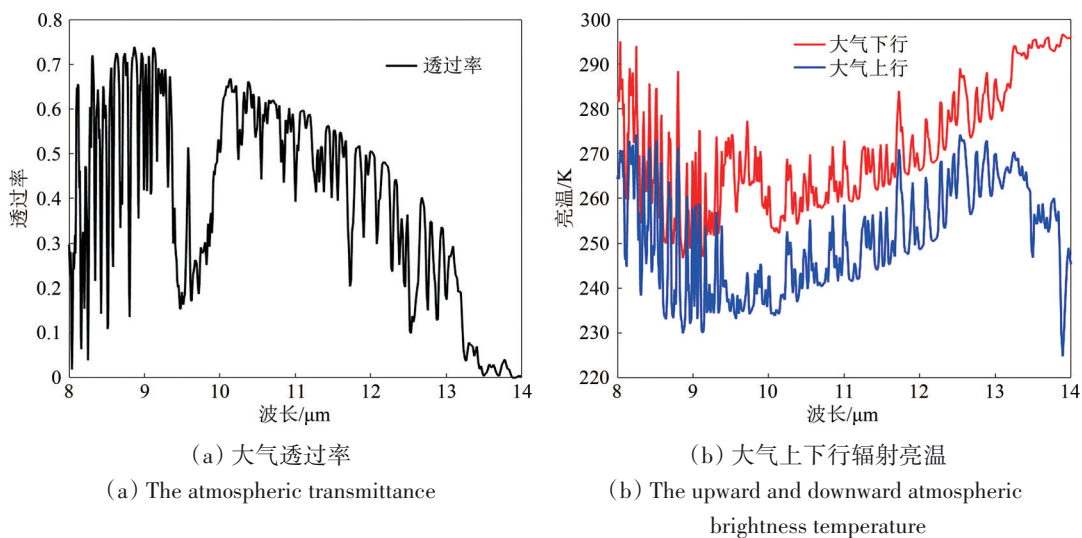


图3 大气透过率与大气上下行辐射亮温示意图

Fig. 3 The atmospheric transmittance and upward and downward atmospheric brightness temperature

针对高光谱热红外数据, 当前切实可行的大气校正的方法主要有3种, 第1种是基于影像自身的光谱特征和空间信息的大气校正方法, 如场景纠正法 ISAC (Young 等, 2002) 和自动大气补偿法 AAC (Gu 等, 2000); 第2种是基于经验统计关系的大气校正方法, 该类算法将大气参数直接表示为其他更易获取的大气参量的函数, 如大气总水汽含量和近地表气温 (Qin 等, 2001, 2003; Jiménez-Muñoz 和 Sobrino, 2003; Jiménez-Muñoz 等, 2009; Cristóbal 等, 2018); 第3种是基于大气廓线的大气校正方法 (Thome 等, 1998; Jacob 等, 2004; Hulley 和 Hook, 2011; Yang 等, 2020), 该方法依赖事先已知的大气温湿廓线, 还需借助于成熟的辐射传输模型来获取对应的大气参数。

4.1.1 基于影像自身信息的大气校正法

(1) 场景纠正法。Young 等 (2002) 提出了一种不依靠大气辐射传输模型和其他辅助数据, 直接利用高光谱观测数据自身进行大气校正的场景纠正法 ISAC (In-Scene Atmospheric Compensation)。

ISAC 方法假设整幅影像内的大气水平均一, 如果其内部存在黑体或近似黑体 (如水体或植被) 像元, 则该部分像元的发射率可近似为1, 式 (3) 可以变形为

$$L_i = B_i(T_s)\tau_i + L_{at_i} \quad (4)$$

式 (4) 可以看作是以黑体地表像元的辐亮度为自变量, 以相应的星上观测辐亮度为因变量的线性方程, 线性方程的斜率即为大气透过率, 截距为大气上行辐射。通过对高光谱数据构建散点图, 可以拟合得到大气透过率和大气上行辐射。

在实际 ISAC 方法执行过程中, 由于非黑体像元的发射率小于1, 在散点图中其必然分布在黑体像元分布的直线之下, 通过多次迭代可消除非黑体的影响, 进而逐步逼近准确的大气透过率和大气上行辐射。ISAC 的拟合过程示意图如图4所示。

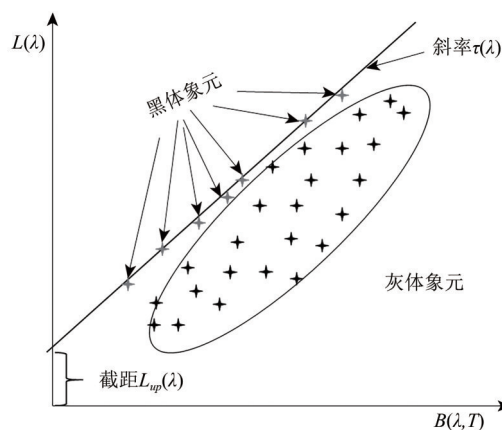


图4 ISAC 的拟合过程示意图

Fig. 4 The fitting process of ISAC

很显然, ISAC 方法不需要利用大气温湿廓线数据就能获取大气透过率和大气上行, 操作简单。

然而, ISAC方法要求大气在水平方向上均一不变, 地表存在黑体像元且黑体像元间温度差异较大, 该假设条件表明 ISAC 主要适用于高空间分辨率白天热红外遥感数据。相较而言, 机载高光谱热红外数据更适合采用该方法。此外, ISAC 以参考通道的亮温作为地表温度, 这些要求都势必会引入一定的误差。周孝明等 (2012) 指出 ISAC 大气校正方法在干冷的副极地冬季大气条件下能取得较好的表现, 但在其它情况下大气校正精度欠佳。此外, 由于 ISAC 无法直接获取大气下行辐射, 而大气下行辐射是地表温度和发射率准确分离的关键输入, 因此这或多或少的限制了 ISAC 方法的应用。Borel (2008) 忽略了大气下行辐射的影响, 将 ISAC 与发射率光谱平滑方法相结合, 发展了一套完整的高光谱热红外数据处理流程, 但指出当大气水汽总含量超过约 3 g/cm^2 时, 难以找到唯一解。

(2) 自动大气补偿法。假设传感器在相邻两通道接收到的辐射差异主要是由大气参数的差异引起的, 自动大气补偿法 AAC (Autonomous Atmospheric Compensation) 对两通道的辐射亮度之间的关系进行了推导。当地表发射率在两相邻通道相等且约为 1 时, 两通道传感器接收的辐射亮度呈线性, 即:

$$L_i = \frac{\tau_i}{\tau_j} L_j + L_{at,i\uparrow} - \frac{\tau_i}{\tau_j} L_{at,j\uparrow} = T_r L_j + P_d \quad (5)$$

式中, i 和 j 表示相邻的两个通道; T_r 为两通道透

率之比, P_d 为上行辐射加权差。

同样, 假设一定区域内的大气状况均一不变, 而地表温度变化较大, 则可以利用该区域内的像元观测值拟合出 T_r 和 P_d , 进而可以利用经验公式求出所需的通道 k 的大气透过率和大气上下行辐射:

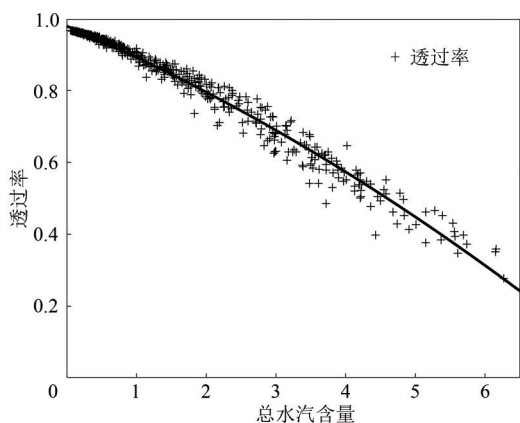
$$y_i = \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 C_{mn} T_r^{m-1} P_d^{n-1} \quad (6)$$

式中, y_i 代表大气透过率或大气上下行辐射, C_{mn} 是与通道 i 有关的拟合系数。

显然, AAC 方法为了增加大气参数的拟合程度, 要求选择的两个相邻通道尽可能的位于大气强吸收和弱吸收通道。此外, 由于需要满足大气水平均一垂直分层的假设条件, 故而 AAC 方法主要也适合于高空间分辨率数据。周孝明等 (2012) 指出 AAC 大气校正方法可以获得较高的大气校正精度。随后, 尹梅等 (2016) 通过与 ISAC 算法中的黑体像元的标定方法相结合, 提出了 AAC 的复合改进算法, 进一步提高了 AAC 算法的抗噪能力。

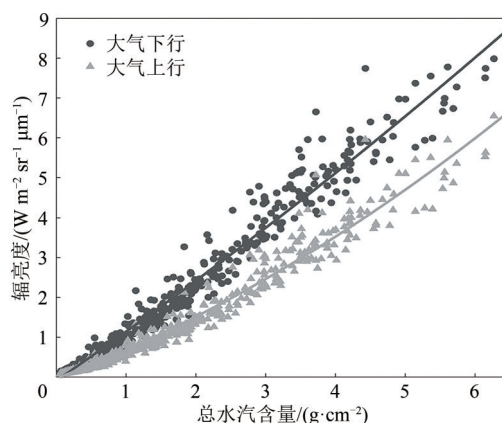
4.1.2 基于经验统计关系的大气校正方法

在热红外谱段范围内, 大气透过率和大气上下行辐射的量值大小除了受大气气体总量影响以外, 还与其垂直分布有关。如图 5 所示, 以 Landsat 8 的第 10 通道为例, 无论是大气透过率还是大气上下行辐射, 都与大气水汽总含量呈弱的非线性关系变化。



(a) 大气水汽总含量与透过率关系

(a) The relationship between atmospheric water vapor content and transmittance



(b) 大气水汽总含量与上下行辐射的关系

(b) The relationship between atmospheric water vapor content and upward and downward atmospheric radiance

图 5 大气水汽总含量与透过率、上下行辐射的关系

Fig. 5 The relationship between atmospheric water vapor content and transmittance, atmospheric water vapor and upward & downward atmospheric radiance

考虑到实时大气温湿廓线获取的困难, Qin等(2001, 2003)发展了基于经验统计关系的大气校正方法, 利用大气水汽含量或近地表的空气湿度反演大气透过率, 将透过率与大气平均作用温度代替大气参数用于单通道地表温度的反演。由于该方法计算简单快捷, 得到了广泛的应用。

随后, Jiménez-Muñoz和Sobrino(2003)、Jiménez-Muñoz等(2009)以及Cristóbal等(2018)给出了大气参数估算的更一般形式, 即:

$$Y = f(w, T_0) = a + bw + cT_0 + dw^2 + eT_0^2 + fwT_0 + gwT_0^2 + hw^2T_0 + iw^2T_0^2 \quad (7)$$

式中, Y 表示大气参数(大气透过率或者大气上下行辐射); f 表示经验统计关系; w 表示大气总水汽含量; T_0 表示近地表气温; 符号 a 到 i 表示经验统计关系中的回归系数。

Sobrino和Jiménez-Muñoz(2005)以及Jiménez-Muñoz和Sobrino(2010)发现在大气高水汽含量情况下, 基于经验统计关系的大气校正方法反演出的地表温度精度较差。可能导致的原因是在高水汽条件下, 算法中使用的经验关系不够稳定。这也与该类大气校正方法没有考虑大气温湿廓线垂直变化有关, 在水汽总含量较大和观测天顶角较大的时候, 可能存在较大的误差。目前, 基于经验统计关系的大气校正方法已成功的应用于多光谱热红外数据上, 但对于高光谱热红外数据而言, 其使用还需慎重。除了大气水汽和大气温度导致的大气影响以外, 其他气体, 如二氧化碳和臭氧等都存在对应吸收特征, 而且对于高光谱热红外数据会表现的更明显, 对于这些吸收谱段, 仅考虑大气总水汽含量和近地表气温来进行大气参数的估算可能远远不够。此外, 大气总水汽含量和近地表气温在实际应用中也不容易获取。

4.1.3 基于大气温湿廓线的大气校正方法

该算法的主要思路是利用实测、遥感反演或者大气再分析获取的大气温湿廓线产品, 结合事先构建的大气参数查找表(Ellicott等, 2009)或者成熟的辐射传输模型进行大气参数的直接估算(Barisi等, 2003; Sobrino等, 2004)。常用的辐射传输模型有MODTRAN(Berk等, 2005)、RTTOV(Hocking等, 2013)和4AOP(Chaumat等, 2012)等。

热红外大气参数查找表的构建需要对大气进行垂直分层, 根据实际状况进行大气温度和湿度的扰动, 并针对每一层用成熟的辐射传输模型进

行线性水汽、连续水汽和其它气体光学厚度的模拟, 最后运用最小二乘方法估算系数查找表, 以构建查找字典的方式实现快速计算大气参数的目的。基于大气参数查找表进行大气效应的校正的优点就是速度快, 与MODTRAN相比, 计算速度能够快近3个数量级(Ellicott等, 2009), 但是大气参数的估算精度不如严格的辐射传输模型估算的准确。

基于大气温湿廓线的大气校正方法已得到部分学者的认可, 被用于地表温度的反演(Yu等, 2014; Windahl和Beurs, 2016; Tardy等, 2016)。目前, 大气温湿廓线的来源主要有3个方面, (1)无线电探空设备; (2)卫星遥感反演产品; (3)大气再分析产品。不同来源的大气温湿廓线数据各有优缺点。

无线电探空设备获取的大气廓线能较精确的表征特定地点的大气状况, 但代价较高。当无线电探空设备探测远离目标区域或者卫星过境时刻, 其获取的大气温湿廓线的代表性欠佳, 可能都会对后续地表温度的反演造成较大误差(Cooper和Asrar, 1989)。相比而言, 卫星遥感反演或者大气再分析获取的大气温湿廓线数据具有较好的时空匹配性, 但仍旧存在各自的缺点。卫星遥感反演的大气廓线产品会因为会因云层等影响导致产品的缺失, 而大气再分析获取的大气廓线产品空间分辨率普遍较低(如 0.125° — 2.5°), 需要进行时空插值处理(Tardy等, 2016)。

Yang等(2020)分析了7种不同来源的大气廓线数据在大气校正中的精度表现, 包括MODIS(MYD07)大气廓线产品、AIRS大气廓线产品、欧洲中期天气预报中心ECMWF、NASA的MERRA2、NOAA的NCEP/GFS、NCEP/FNL和NCEP/DOE, 并利用Landsat 8 TIR数据对反演结果进行了综合评价。结果表明, 与美国怀俄明大学(UWYO)的无线电探空大气廓线数据相比, 利用MYD07得到的大气参数精度最差, ECMWF、MERRA2、NCEP/GFS和NCEP/FNL剖面反演的地表温度的均方根误差较小, 精度较高。

为了尽可能减小大气校正的误差, Tonooka(2001)提出了水汽缩放法(WVS), 在大气廓线不准确的时候, 通过水汽缩放因子对大气参数进行修正, 进而改善大气效应校正精度。与未修正的传统大气校正算法相比, WVS算法可以提供更精确的

地表温度和发射率的反演结果 (Tonooka, 2005)。Malakar 和 Hulley (2016) 以及 Islam 等 (2017) 提出了考虑传感器角度的改进的 WVS 方法, 并将其与 TES 算法结合, 用于生产 MODIS 的 MOD21 地表温度/发射率产品以及 VIIRS 的 VNP21 产品。

总体来说, 基于大气温湿廓线的大气校正方法物理机理明确, 计算过程合理, 但在实际操作中, 需要反复调用辐射传输模型, 计算量与工作难度大大增加。考虑到这一缺陷, Galve 等 (2018) 和 Coll 等 (2019) 分别引入了对数字高程模型 DEM 和不同天顶角的考虑, 发展了全自动逐像元的大气校正方法, 为快速实现整景逐像素的热红外谱段的大气校正提供了一种新的思路。

4.2 地表温度与发射率协同分离方法

传统多光谱热红外采用的分步反演地表发射率和地表温度的方法, 例如发射率赋值法 (Snyder 等, 1998), NDVI 阈值法 (Raissouni 和 Sobrino, 2000), 温度无关波谱指数法 (Becker 和 Li, 1990), 单通道法 (Qin 等, 2001; Jiménez-Muñoz 和 Sobrino, 2003)、劈窗算法 (Becker 和 Li, 1990; Wan 和 Dozier, 1996) 和多角度法 (Li 等, 2001) 等, 都无法充分利用高光谱热红外数据通道多的优势, 且难以有效保障反演的精度, 因此对于高光谱热红外数据而言, 分步反演策略并不是最佳的选择。相较而言, 地表温度和发射率的协同分离是高光谱热红外数据的主要处理方式。根据两者分离过程采用的不同策略, 分离方法分为增加约束和减少未知数两大类。无论是增加约束还是减少未知数, 其核心都是消除反演方程的病态问题。

Wang 等 (2019) 比较了代表性的温度和发射率分离方法, 指出减少未知数的分离方法可能鲁棒性最强, 反演精度最高, 但是由于缺乏统一的验证数据和验证条件, 各种方法尚未在同一条件下进行全面的综合分析, 难以给出哪类方法最优的客观评价。在实际应用过程中, 需要全方面考虑, 选择最适合的分离策略。

增加约束和减少未知数的各代表性分离方法包括但不限于以下方法, 下面将分别进行简单回顾。

4.2.1 增加约束的地表温度和发射率分离方法

(1) 经典温度与发射率分离算法。针对 ASTER 多光谱热红外数据, Gillespie 等 (1998) 综合运用发射率归一化法 (NEM)、光谱比值法 (SR) 和发

射率反差法 (MMD) 等 3 个模块, 率先提出了经典的温度与发射率分离算法 TES, 利用最小发射率和发射率光谱反差之间的经验关系来增加反演方程的数目, 进而解决分离的病态问题。数值模拟及野外实验表明, 当大气校正准确时, TES 算法反演的 ASTER 地表温度的精度为 ± 1.5 K 左右, 发射率的精度为 ± 0.015 以内 (Gillespie 等, 1998)。但是, TES 算法在低发射率的地物或灰体上的反演效果并不理想 (Hulley 和 Hook, 2009, 2011)。此外, 由于 TES 算法会导致灰体边缘产生发射率不连续的现象, 因此 Sabol 等 (2009) 建议将 MMD 模块中的幂函数关系替换为线性关系, 用于提高近灰体地表的反演精度。

伴随着多光谱热红外 TES 算法的成功应用, TES 算法逐步被用于高光谱热红外数据。杨杭等 (2011) 和胡晓等 (2015) 重新率定了 MMD 模块的模型系数, 证实了 TES 算法用于高光谱热红外 TASI 数据的可行性。图 6 展示了针对高光谱热红外传感器 AIRS 位于 $8-14 \mu\text{m}$ 范围内的 1138 个热红外通道的最小发射率与 MMD 之间的经验关系。选择的样本对应于 JPL、JHU、USGS 和 UCSB 波谱库中的 706 条典型地类 (土壤、水体、植被、岩石以及矿物)。由图 6 可以看出, 除了部分矿物以外, 其他典型地表类型的最小发射率和发射率光谱反差之间的经验关系都较为稳定, 决定系数达到 0.948, 进一步说明 TES 应用于高光谱热红外数据具有较大潜力。

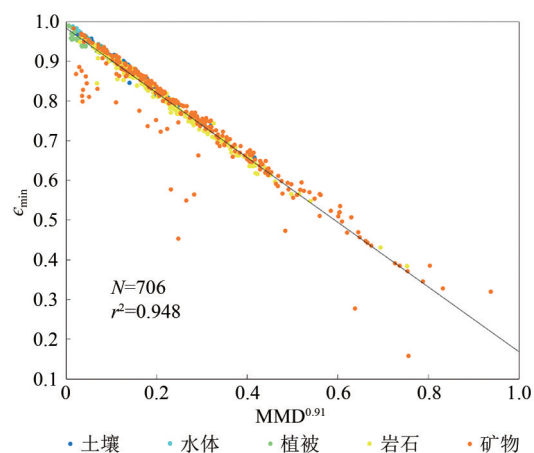


图 6 典型地表类型 ε_{\min} 与 MMD 的经验关系图

Fig. 6 Empirical relationships between ε_{\min} and MMD for typical surface types

(2) 基于光谱平滑度的温度与发射率分离算法。Borel (1997) 指出由于大气中各种不同分子

的吸收作用, 导致大气透过率或者大气上下行辐射的光谱表现出更多波动, 而典型地表的发射率光谱相对而言要光滑的多。通过对式 (3) 中的离地辐亮度 L_{gi} 变形, 地表发射率 ε_i 可以表示为

$$\varepsilon_i = \frac{L_{gi} - L_{at_i \downarrow}}{B_i(T_s) - L_{at_i \downarrow}} \quad (8)$$

根据式 (8) 可知, 如果地表温度 T_s 估算准确, 那么分子和分母包含的大气特征经过相除会产生抵消, 估算的发射率表现较为光滑。反之, 如果地表温度估算的不准确, 那么估算的地表发射率波谱上就会表现出大气吸收线的特征 (图7)。

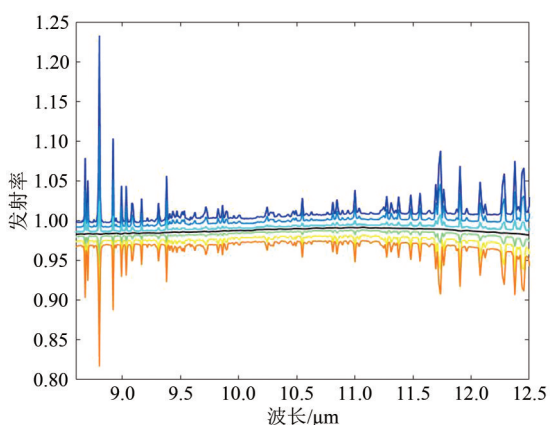


图7 不同温度估算的发射率波谱(中间最平滑的曲线对应真实温度估算的发射率波谱)

Fig. 7 Emissivity spectrum estimated at different temperatures (The middle line represents the emissivity spectrum estimated from the actual temperature)

围绕以上发现, 基于发射率光谱平滑度的温度与发射率分离算法被相继提出, 其中主要差别就是发射率光谱平滑度的计算公式不一样。

Borel (1997, 1998) 将计算的发射率与相邻3通道的发射率均值的差值的最小标准差作为发射率光谱平滑的判断依据, 提出了迭代光谱平滑法 ISSTES:

$$\sigma_{\min} = \text{STDEV} \left(\varepsilon_i - \frac{\varepsilon_{i-1} + \varepsilon_i + \varepsilon_{i+1}}{3} \right) \quad (9)$$

Kanani 等 (2007) 采用与 ISSTES 相类似的思想, 提出了光谱平滑度法 SpSm, 通过计算两个相邻通道的发射率差的积分表征发射率的平滑度; Borel (2008) 将大气校正方法 ISAC 和温度与发射率分离算法 ISSTES 相结合, 提出了光谱平衡自动反演法 ARTEMIS, 通过计算传感器观测幅亮度值

与估算幅亮度值之间的最小标准差来分离地表温度与发射率; Shao 等 (2020) 在 ASREMIS 算法的基础上, 基于噪声对反演误差影响的机理和规律, 提出了基于分辨率退化的光谱平滑度算法 (RDSS)。结果表明, 相比于 ARTEMIS, RDSS 对于高噪声和高光谱分辨率的热红外数据表现更好。

显然, 根据式 (8) 可知, 当地表自身完全发射的黑体辐亮度与大气下行辐亮度数值大小相当时, 反演的发射率会出现奇异值。Cheng 等 (2007) 较早探索了奇异发射率产生的原因及其对高光谱热红外温度与发射率分离的影响。奇异值的出现将影响平滑度指标的计算, 导致地表温度和发射率的分离精度出现偏差, 这是该类算法先天无法避免的问题。

为了减少奇异点的出现, 王新鸿等 (2010) 通过通道选择, 提出了下行辐射残余指标法 DRRI。DRRI 的思想与迭代光谱平滑法相似, 当温度估值不准时, 发射率中会含有大气吸收线特征的残留。图8为截取的 8.86—8.98 μm 处的发射率谱, 体现了大气下行辐射残余特征的存在。

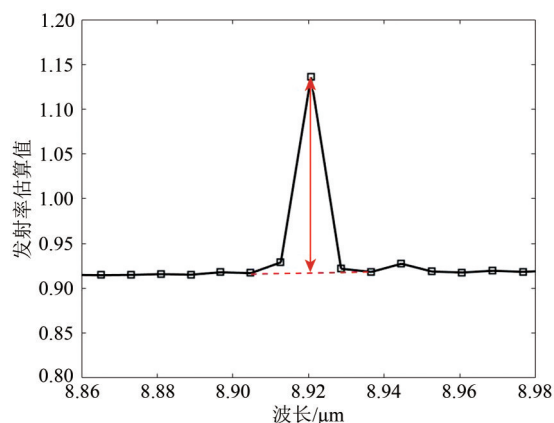


图8 大气下行辐射残余特征与DRRI分量

Fig. 8 Residual characteristics of atmospheric downward radiation and the DRRI components

在每段残余特征上可以选择3个通道 (残余特征的中心通道以及两侧残余特征较小的通道) 组成一个通道组, 计算大气下行残余指标 DRRI 的一个分量 DRRI_i , 即:

$$\text{DRRI}_i = \left| \tilde{\varepsilon}_i - \left(\frac{V_{i+1} - V_i}{V_{i+1} - V_{i-1}} \times \tilde{\varepsilon}_{i-1} + \frac{V_i - V_{i-1}}{V_{i+1} - V_{i-1}} \times \tilde{\varepsilon}_{i+1} \right) \right| \quad (10)$$

式中, ε_i 为通道组中第 i 个通道的发射率估值, V_i 表示通道组中第 i 个通道的波长或者波数值。各分量 $DRRI_i$ 累加即可得到最终的 $DRRI$ 。由于进行了最优通道的筛选, 该方法可以在一定程度上避开奇异值的影响, 提高分离的效率, 但是由于要求传感器必须具备特定的通道, 在一定程度上限定了该算法的使用范围。

与大气下行辐射残余指标法类似, Cheng 等 (2010) 变换思路, 用地表发射项的光谱曲线的光滑程度来替代发射率光谱的平滑程度, 提出了逐步细化求精法 (SRTES)。该算法以地表发射项中大气下行辐射的残余值为判据, 采用逐步细化求精的方法进行地表温度和发射率的分离求解, 通过地表发射项的光谱曲线来判断大气下行辐射的残余情况。图 9 给出了不同发射率条件下, 地表发射辐射随波长变化的示意图。从图 9 中可以发现, 给定地表发射率后, 基于式 (3) 反算的地表发射辐射会包含大气残余特征, 据此可作为地表温度和发射率分离的判断依据。研究表明, SRTES 算法与 ISSTES 算法反演精度相差不大。但是 SRTES 算法在任何情况下都可以获取发射率初值, 且距离真值的偏差不会太大, 因此可以部分克服奇异发射率值的问题。取多个窄通道的温度反演结果的平均值作为最终温度估值, 也能够使地表温度反演的结果更加可靠 (Cheng 等, 2010)。该算法被推广至中红外通道, 获得了较高的中红外发射率光谱反演精度。需要指出的是, 该算法主要针对高光谱分辨率 ($\sim 1 \text{ cm}^{-1}$) 数据的温度与发射率分离而设计, 当光谱分辨率大幅降低时, 算法敏感性下降, 精度也随之下降 (Cheng 等, 2011)。

对于低温目标, 由于地表自身完全发射的黑体辐亮度更容易接近对应的大气下行辐亮度, 进而增大了奇异值的发生概率, 因此 Du 等 (2020) 引入了两种指数, 即陆地—大气辐亮度对比指数 (LACI) 和相邻通道对比指数 (NBCI), 用于选择参与迭代光谱平滑计算的通道。这两种指数的引入, 排除了地表自身完全发射的黑体辐亮度与大气下行辐亮度接近的通道, 从而达到了减少奇异点的目的。

对于低发射率目标, 由于反射率较高, 更容易受大气下行辐射噪声的影响。陈梦说等 (2016) 发现当大气温度和湿度廓线存在误差时, 大气下

行辐射波谱会出现整体偏移的现象 (图 10), 进而在 ISSTES 的基础上, 提出了一种基于大气吸收线特征的温度与发射率分离方法。该算法假设大气吸收峰/谷通道的下行辐射偏移量近似不变, 通过相邻通道之间的差值, 减小大气下行辐射的影响, 这在一定程度上抑制了大气校正不准确引入的误差, 能够提高低发射率地物的反演精度。

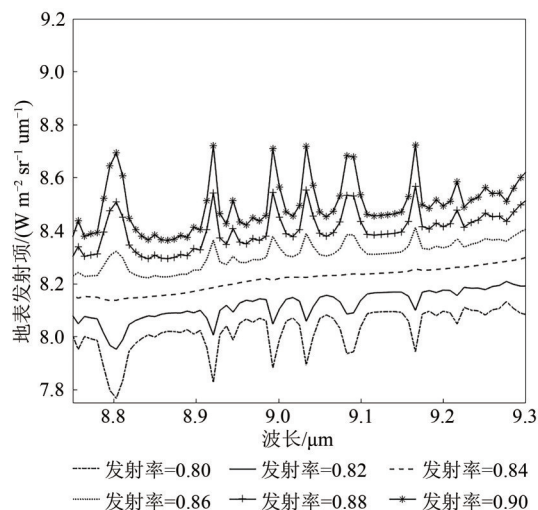


图 9 不同发射率下的地表发射辐射随波长变化的示意图
Fig. 9 The variation of surface emission radiance with wavelength under different emissivities

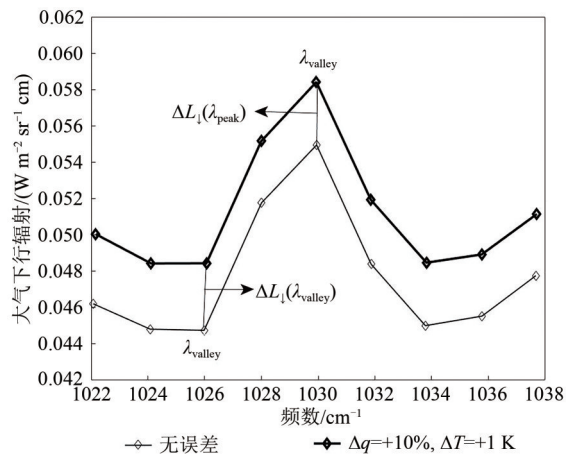


图 10 大气下行辐射波谱的偏移特征(湿度廓线偏移 10%, 温度廓线偏移 1 K)

Fig. 10 Bias characteristics at atmospheric absorption channels with $\Delta q = 10\%$ and $\Delta T = 1 \text{ K}$

(3) 基于光谱相关性的温度与发射率分离算法。对于非同温像元, 当其发射率定义为 r -emissivity (Norman 和 Becker, 1995) 时, 其辐射温度随波长缓慢变化, 假设在比较窄的光谱区间内辐射温度近似不变, Cheng 等 (2008) 提出基于

相关性的温度与发射率分离算法 (CBTES)。CBTES 利用附带大气残余指标的发射率波谱与大气下行辐射间存在一定的相关性 (图 11) 为判据, 对地表温度和发射率进行分离。如果反演温度不准确, 会导致反演的发射率中存在大气下行辐射的信息, 从而导致两者的相关性增大。当两者相关性最小时, 对应的地表温度即为真实温度的最佳估值。分别将地表发射率和大气下行辐射看作 n 维的向量 X 和 Y , 两者之间的相关性可表示为

$$corr(i) = \frac{X_i \cdot Y}{\|X_i\| \|Y\|}, X_i \in R^n, Y \in R^n \quad (11)$$

式中, \cdot 表示向量内积, $\| \cdot \|$ 表示向量的模, $corr(i)$ 表示向量 X_i 和 Y 的相关系数。CBTES 在中红外和热红外通道都进行了测试并获得了较理想的结果, 其反演精度与 ISSTES 算法相当。同样地, 发射率奇异值的存在也会改变 CBTES 算法中计算的波谱间的相关性指标, 进而影响地表温度的估算精度 (Cheng 等, 2010)。

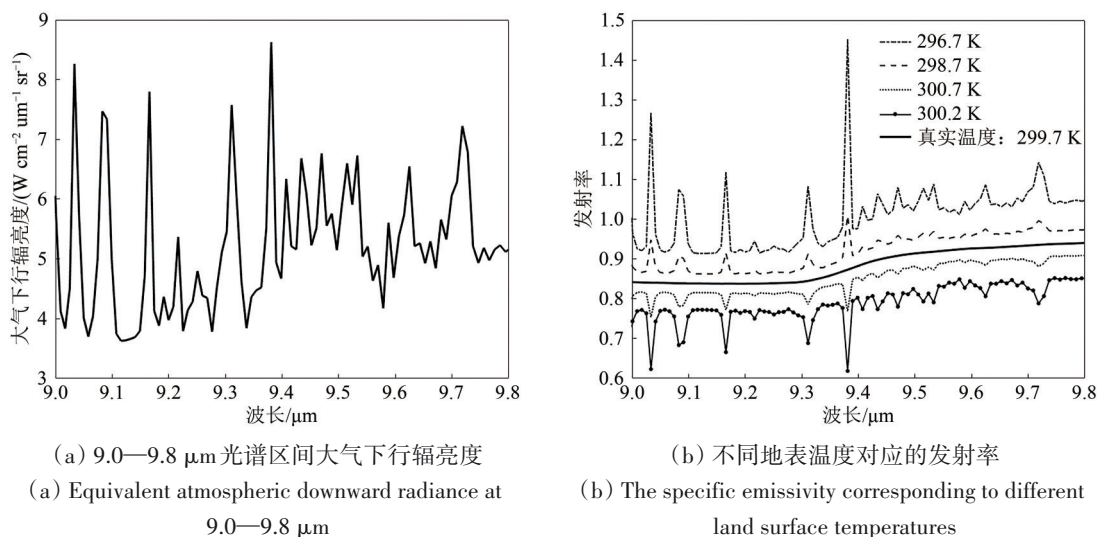


图 11 9.0—9.8 μm 光谱区间大气下行辐亮度和不同地表温度对应的发射率

Fig. 11 Equivalent atmospheric downward radiance and specific emissivity corresponding to different land surface temperatures at 9.0—9.8 μm

随后, 基于离地辐亮度的高频信息和不准确的发射率谱中包含大气下行辐射的信息, Zhou 和 Cheng (2018) 提出了一种基于多尺度小波的温度和发射率分离 (MSWTES) 算法。首先, 利用多尺度小波将地表发射率进行分解, 并利用高频部分的离地辐亮度与大气下行辐射的相关性得到其最佳估计值; 然后利用地表发射率谱的高频与低频之比, 衡量大气下行辐射的残余值大小以及初始温度与真实值的差异, 最后推导出最优的地表温度估计, 并据此计算发射率谱。在大多数情况下, MSWTES 的发射率反演的 RMSE 为 0.01。针对低发射率目标, 其精度会有所下降。通过将 MSWTES 算法与 ISSTES 算法进行比较, 发现 MSWTES 的性能优于 ISSTES。

4.2.2 减少未知数的地表温度和发射率分离方法

(1) 基于分段线性表示的温度和发射率分离算

法。受到相邻通道发射率相等的假设 (Barducci 和 Pippi, 1996) 的启发, Wang 等 (2011) 提出了发射率分段线性表示的温度和发射率分离算法 (LSEC)。LSEC 算法假定发射率光谱可以被分为 N 段, 每一段的发射率 $\varepsilon(\lambda_i)$ 随波长 λ_i 呈线性变化, 即:

$$\varepsilon(\lambda_i) \approx a_k \lambda_i + b_k \quad (12)$$

式中, k 为分段区间编号, a 和 b 是每个分段区间的线性回归系数。基于此假设, 可以将发射率光谱通过 N 个分段线性函数来重新创建 (图 12), 从而减少未知数的个数, 使地表温度和发射率的病态反演问题得以解决。

研究表明, LSEC 方法对光谱偏移和半高全宽的变化不敏感, 能够明显消除发射率奇异值的影响, 并且可以获得比迭代光谱平滑法更准确的地表温度和发射率 (Wang 等, 2011)。但是, 分段区间

的划分不够合理,在光谱变化较大区域,分段间隔会过长,导致不能包含频谱全部的波峰或波谷特征;而在较宽通道上类似直线的谱段,相同的分割大小又会导致分隔段过多,影响计算效率。

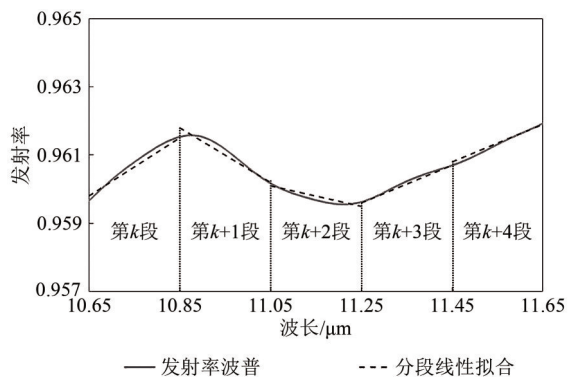


图12 分段线性发射率谱拟合示意图

Fig. 12 Diagram of piecewise linear fitting of the emissivity spectrum

Lan等(2019)在分段线性法的基础上,对分段区间的选择进行了改进,提出了形状预估一分段线性法(PES-LSEC)。该算法利用形状预估方法给出了地表发射率的初始形状估计,并根据实际发射率谱的变化来改变线段的长度,以保留大部分波峰和波谷信息。利用模拟数据集进行验证,发现PES-LSEC方法在地表温度和发射率反演的精度方面比LSEC有更好的表现。

(2) 基于小波变换的温度和发射率分离算法。为了进一步有效克服LSEC算法中存在的奇异值和光谱连续性问题,Zhang等(2017)基于小波变换理论,提出了基于小波变换的温度和发射率分离算法(WTTES)。假设地表发射率光谱可通过其经过小波分解后的低频小波系数进行恢复,那么离地辐亮度 L_{gi} 可进一步表示为

$$L_{gi} = \text{DWT}^{-1}(C_a, db, n)B_i(T_s) + (1 - \text{DWT}^{-1}(C_a, db, n))L_{at, i} \quad (13)$$

式中, DWT^{-1} 为小波逆变换; C_a 为低频小波系数; db 为所用小波基; n 为小波分解级数。此时,当分解级数 $n=1$ 的情况时,对于 N 个通道而言,有 N 个方程去求解 $N/2+1$ 个未知数:即 $N/2$ 个低频小波系数和1个地表温度,方程组显然可解。当分解级数增加时,未知数的个数将进一步减少。该方法将地表温度和发射率的分离问题转换成了求解温度和发射率低频小波系数的过程,大大减少了未知数的个数,其优点是在水汽含量较高的情况下精

度较高,对噪声不敏感并且可以有效克服奇异值的问题,但是计算过程较为复杂。

此类方法一般不能直接得到温度和发射率的解析解,只能得到温度和对应的其他相关参数(如分段线形表示的系数或者小波变换中的低频小波系数),还需要通过重构的方式才能恢复出地表发射率,求解过程较为复杂。随着学科之间的融合,未来必定将会有更多的采用减少未知数的方式进行温度和发射率分离的方法出现。

4.3 地气参数一体化反演方法

回顾上述方法,可以发现,地表温度、发射率和大气参数的单独反演,离不开很多特定的假设,不同的假设会限制不同的适用范围,产生不同的反演误差。考虑到分阶段逐步反演方式存在的弊端,国内外学者开始将地表参数(地表温度和发射率)和大气参数(大气温湿廓线、大气透过率和上下行辐射或者大气总水汽含量和等效温度等)作为未知数,进行地气参数的一体化反演研究。

4.3.1 地表温度、发射率和大气温湿廓线的一体化反演

一体化反演的关键就是需要将辐射传输方程进行变形处理,将观测到的入瞳辐亮度表示为地表和大气的函数。通过引入参考估计场,辐射传输方程(式(3))可以线形表示为数学上的扰动形式(Rodgers, 1976):

$$\delta L = \varepsilon \tau_s \delta B_s + \left(B_s \tau_s - \int_0^{p_s} B d\tau^* \right) \delta \varepsilon + \varepsilon (B_s - B_a) \delta \tau_s - \int_0^{p_s} \delta B (d\tau - (1 - \varepsilon) d\tau^*) + \int_0^{p_s} \delta \tau dB - (1 - \varepsilon) \int_0^{p_s} \delta \tau^* dB \quad (14)$$

式中, ε 是发射率; p_s 是近地表压强; τ_s 是从压强 P 到大气层顶的透过率; τ^* 是辐射沿路径传播方向上的总透过率; B 是普朗克函数; B_s 是地表温度对应黑体辐射的普朗克函数; B_a 是大气温度对应的普朗克函数; δ 是扰动量,是对预先的估计量或者平均情况的偏差。该式是一体化反演的基础方程,其中包含了地气参数对星上观测辐亮度的影响,可以进一步简化,用于温度、发射率和大气廓线的反演,也可以扩展至其他气体成分(如 CO_2 , O_3 等)廓线的反演。

针对多光谱热红外数据, Wan和Li(1997)

首先提出的日夜物理反演法，通过结合白天和晚上的中红外以及热红外数据来同时反演地表温度和发射率。在这一过程中，为了减小反演过程中大气校正残差的影响，还额外引入了大气底层的空气温度 T_a 和大气水汽总含量这两个变量，以此来改正反演过程中初始的大气廓线，最终采用7个通道白天和晚上2次观测构建出14个方程，进而来求解14个未知数（7个通道的发射率，2个地表温度，2个 T_a ，2个水汽含量，1个中红外通道的角度因子）。该策略可以看作是多光谱进行地表温度、发射率和大气温湿廓线的一体化反演的雏形。随后，针对MODIS多光谱数据，Ma等（2000）假设地表发射率在中红外和热红外为常数，且不考虑太阳辐射的贡献部分的情况下，提出了真正意义上的针对多光谱热红外数据的地表温度、发射率和大气廓线一体化物理反演算法。

随着高光谱传感器的陆续服役，国内外学者也逐渐开始利用高光谱数据展开一体化反演，不过主体思想仍是基于多光谱数据一体化反演的方法。Li等（2007）将一体化反演方法用于AIRS超光谱数据，利用特征向量替代发射率光谱，开始在一体化反演中考虑发射率光谱的简单形状。模拟数据和真实数据的验证结果表明，该方法能有效消除大气和地表参数反演过程中的不确定度。Wang等（2011）融合地表发射率分段线性拟合的思想，选择了一部分连续的大气窗口通道，利用数学方法将分段线性的思想融入到了物理模型当中。由于关心的是大气温湿廓线信息，因此将式（14）可进一步表示为

$$\delta T = W_{T_s} \delta T_s + W_\varepsilon \delta \varepsilon + \int_0^{p_s} W_T \delta T dp + \int_0^{p_s} W_{q_w} \delta \ln q_w dp \quad (15)$$

式中， W_{T_s} 、 W_ε 、 W_T 、 W_{q_w} 分别表示地表温度、发射率、大气温度廓线和大气湿度廓线的权重。经过该线性化处理，卫星的辐射亮度转化为大气温度、发射率、大气温度廓线和大气湿度廓线的函数。该方法同样运用正则化技术稳定一体化反演，利用牛顿非线性迭代求解方程。模拟数据的验证结果表明，该物理模型能够有效地改善反演参数的初始值，从而降低地气参数的反演误差。

4.3.2 地表温度、发射率、大气透过率以及大气上下行辐射的一体化反演

为了简化计算过程，规避反复调用辐射传输模型的复杂步骤，国内外学者开始直接从星载或

者机载观测亮温中反演地表温度、发射率和大气参数（透过率、大气上下行辐射）（Chen等，2019；Ren等，2021）。地表温度、发射率和大气参数一体化反演的辐射传输方程的线性化形式可表示为

$$\begin{aligned} \delta L = & \varepsilon \tau \delta B + (B\tau - L_{at \downarrow} \tau) \delta \varepsilon + \\ & (\varepsilon B - (1 - \varepsilon) L_{at \downarrow}) \delta \tau + \\ & (1 - \varepsilon) \tau \delta L_{at \downarrow} + \delta L_{at \uparrow} \end{aligned} \quad (16)$$

与地表温度、发射率和大气温湿廓线的一体化反演一样，该类方法也依赖于初始值的精度。由于神经网络能够很好地处理高复杂度、非线性的病态计算问题，最早被引入大气廓线数据的反演（Aires，2002a；蒋德明等，2010；周爱明等，2017），当神经网络模型一经确立，可以直接获取待反演参数的初值估计，并将其作为后续物理反演方法的初始值使用。

在得到合理的初始值之后，仍需采用数据降维的方法来减少未知数的数量，并采用迭代求解的方式得到最优解。针对高光谱热红外机载TASI数据，Ren等（2021）建立几个特征通道与其他特征通道之间的经验关系来减少未知数的数量，选择7个相关性较弱的通道以表征32个通道的信息，因此32个通道构成的方程数对应29个未知数（7个发射率、7个大气透过率、7个大气上行辐射、7个大气下行辐射和一个地表温度），从而实现方程的求解。研究表明，反演的地表温度均方根误差小于1 K，发射率均方根误差小于0.015，物理方法的引入有效地提高了大气参数的反演精度。

4.3.3 地表温度、发射率、大气总水汽含量和大气等效温度的一体化反演

通过对地表温度、发射率和大气参数的一体化方法进一步简化，逐渐催生了新的一体化反演方法。基于大气总水汽含量和大气等效温度与大气参数（大气透过率和大气上下行辐射）的关系，Lan（2020）进一步将式（16）重新线性化为地表温度、发射率、大气总水汽含量和大气等效温度的函数，即：

$$\delta T_b = W_{T_a} \delta T_a + W_\varepsilon \delta \varepsilon + W_{T_s} \delta T_s + W_q \delta q \quad (17)$$

式中， T_b 为亮度温度， T_a 为大气等效温度， q 为总水汽含量， ε 和 T_s 为发射率和地表温度。该方法同样利用主成分分析方法减少未知数的数量，并采用Tikhonov正则化方法等技术迭代解决欠定问题，最终得到地气参数的极大似然解。

在上述国内外研究现状及发展动态分析中,我们可以发现一体化反演是将地表和大气参量囊括在一起,可以较为均衡的分配误差,减少分步反演过程中的误差传递,因此一体化反演有着极高的发展潜力。

然而,由于高光谱数据通道之间的相关性较大,数据的冗余会导致计算效率的降低,而不同通道的噪声水平,也会使得解的不稳定性较大,加之对地气参数的敏感性不同,进一步复杂化了一体化反演的病态方程的求解。因此,通道的合理选择对反演精度具有重要意义。许多学者提出了不同的通道选择方案,如数据精度矩阵法(Menke, 1984)、雅克比法(Rabier等, 2010)、基于通道信息容量的方法(Chang等, 2020)、奇异值分析法(Yu等, 2020)等。通过通道优选可以选择若干对反演结果敏感且能回避具有较大噪声的通道子集,提高地气关键参数的反演精度。除了最优反演通道以外,地气参数的一体化反演结果还较大的依赖于给定的地气参数初始场。由于一体化反演模型的非线性程度较大,导致了反演结果的精度很容易受到局部最优的影响(Ma等, 2000)。因此,先采用经验统计或者机器学习的方法来获取地气参数(Aires等, 2002b; Wang等, 2013; Zhou等, 2008; Chen等, 2019; Lan, 2020; Ren等, 2021),并将其作为初始场进一步与物理反演模型相结合,有望从根本上提高一体化反演的精度。

显然,一体化反演算法仍处于初期阶段,如何根据研究需求选择最优化的参数组合,如何针对病态反演方程做出合理的假设,如何更加合理地进行通道的选择,如何提供合理的初值,如何进行确定全局最优解等问题还需进一步探索。

5 高光谱热红外遥感典型行业应用

高光谱热红外遥感数据由于其所蕴含的光谱信息更加丰富,不仅能提供地表温度信息,还可以提供精细的发射率光谱和大气信息,使得其在矿产识别与地质填图、石油烃化合物探测、火灾遥感监测、植被水分胁迫探测、气体监测、沙尘暴监测和气象预报等方面表现出独特的优势。高光谱热红外遥感典型的行业应用主要包括但不限于如下几个方面。随着高光谱热红外技术的发展,未来必然有更广泛的应用。

5.1 矿产识别与地质填图

矿产识别与地质填图也是高光谱技术主要的应用领域之一。Ninomiya和Fu(2019)指出,相对于可见光—近红外谱段,形成地壳的主要矿物在热红外谱段表现出更多的特征。通过分析矿物的热红外光谱特征,就能够实现矿物的识别和填图。相较于技术比较成熟的短波红外高光谱(1.1—2.5 μm),高光谱热红外技术可以探测到分子振动的基频,对于石英、石榴子石、长石等无水无羟基矿物具有更加敏感的探测能力(代晶晶等, 2020)。Ninomiya和Fu(2019)归纳总结了热红外谱段可用于矿物质信息提取的各种指数。Ni等(2020)开展了成像机理不同的热红外多光谱数据辅助可见光—短波红外高光谱数据的岩矿识别与分类研究,证实了热红外多光谱数据可以辅助提高可见光—短波红外高光谱数据在岩矿识别和分类的精度。热红外谱段与其他谱段信息的相互补充,可以极大地扩展矿物识别的广度和深度(闫柏琨, 2006; 王润生等, 2010)。然而,受制于星载高光谱热红外数据的空间分辨率,当前地球矿场资源的探测主要还是依赖于机载航空平台。

5.2 石油烃化合物探测

遥感技术是直接探测石油烃化合物的有效手段。石油烃化合物在近红外—短波红外,中红外和热红外范围内均具有光谱特征,这些特征主要分布在大气窗口内(即0.4—2.5 μm , 3—5 μm 和7—14 μm),可以用于石油烃化合物的遥感探测。相较于近红外至中红外,石油烃化合物在热红外波段的光谱特征较弱。但是,已有研究表明(van等, 2013; Pelta和Ben-Dor, 2019),高光谱热红外遥感可以通过检测受污染背景光谱特征的变化来检测石油烃化合物的存在情况。Scafutto等(2021)研究了红外光谱数据在石油烃化合物污染土壤检测中的适用性,指出由于石油烃化合物的覆盖,背景的发射率会整体增加,受污染土壤的温度也会发生改变,这两个因素的结合可以突出污染土壤,从而实现石油烃化合物的探测。

5.3 火灾遥感监测

火灾导致的生物质燃烧会造成烟气的排放,进而产生环境污染。通常而言,可见光—短波红外遥感对大约800—1500 K的高温更为敏感。相比

之下, 中红外和热红外光谱区域对大约300—800 K的低温更敏感, 因此更适用于阴燃火的监测。

高光谱热红外遥感可以为火灾应用提供新的监测点, 包括基于红外发射率光谱变化检测的植被水分和温度导致的胁迫 (Buitrago 等, 2016; Meerdink 等, 2016年; Ullah 等, 2012年), 以及火灾微粒和气体排放的检测和量化 (Hulley 等, 2016年; Kuai 等, 2016年)。叶片含水量是可燃性的重要指标之一 (Neinavaz 等, 2017), 而叶片温度也在一定程度体现了发生火灾的概率。当叶片缺水时, 叶片温度会发生变化, 林火发生的概率大大增加。通过对叶片含水量和温度进行检测并作出及时的应对措施, 可以有效降低林火的发生。在火灾活跃期间, 高光谱热红外数据能够量化火灾附近的地表和近地表空气温度以及下风口的气体排放的浓度, 其中, NH_3 和 CH_4 具有很高的可信度 (Hulley 等, 2016), 进而辅助火灾的预警和监测。

在传统可见光—短波红外和多光谱热红外遥感监测基础上, 进一步引入高光谱热红外遥感技术, 有助于获取生物质燃烧排放和烟雾颗粒组成, 提供更精确的火点温度监测, 从而增加对全球火灾过程的了解, 帮助模拟和预测未来排放对空气质量和气候变化的影响 (Veraverbeke 等, 2018)。考虑到火灾发生的突然性和短暂性, 加之星载高光谱热红外传感器获取数据的时间窗口、空间分辨率以及对近地表浓度的敏感性等问题, 在火灾遥感监测中机载高光谱热红外传感器仍是主要的选择。

5.4 植被水分胁迫探测

植被水分亏缺胁迫是指由于土壤水分亏缺或大气对蒸发的高需求而导致的有效水分缺乏所引起的植物的生理反应 (Laio 和 Porporato, 2001)。水分胁迫是影响植被生长、产量和品质的最重要的非生物胁迫因子之一 (Hsiao 等, 1976), 也是反应土壤干旱缺水状况的重要指标之一。

传统的植被水分胁迫遥感探测是利用可见光近红外的多光谱/高光谱数据, 基于叶片、冠层和下垫面土壤的光谱反射率特性进行。由于叶绿素含量、叶片或冠层结构变化等对于植被的水分状况具有一定的敏感性, 当植被发生水分胁迫时, 往往伴随着明显的症状 (如叶色变化、卷叶或枯

萎等), 因此其反射率特性会发生变化。但是, 这种变化往往发生在水分胁迫之后, 因此它们在植被水分胁迫监测中的用途有限。

测量叶片或冠层的温度以检测植物对水分亏欠胁迫的反应是基于Tanner (1963)的思想, 由于植物叶片的蒸腾作用, 正常情况下, 植物叶片温度比周围空气温度低2—5 K, 当植物缺水时, 由于叶片气孔关闭, 叶片的蒸腾作用减弱, 会导致叶片和冠层温度的升高 (Tanner, 1963)。由于气孔关闭是植物对水分胁迫的初始响应, 热红外遥感对于早期水分胁迫的检测具有独特的优势。此外, 高光谱热红外遥感可以提供更为精细的发射率光谱, 可以反映由叶子成分的变化而引起的差异, 已有学者将植被光谱特征与树叶化学成分 (如纤维素、木聚糖、木质素、角质和二氧化硅) 联系起来, 分析叶片中的光谱变化 (Salisbury, 1986; Luz 和 Crowley, 2010)。Huo 等 (2019) 表示, 由于发射率光谱对于植被水分的变化十分敏感, 对于水分亏缺的植被, 其发射率光谱在所有波段上会有整体的增加, 但形状几乎不变。由此可见, 高光谱热红外遥感技术为基于发射率光谱探测植被环境应力提供了新的途径。相应的, 这就要求高光谱热红外发射率光谱具有较高的反演精度。

5.5 大气温室气体和污染气体监测

气体监测意义重大, 对于工业、生活和科学实验等工作中产生的废气与温室气体、化学气体泄漏等进行实时精确的监测, 可以为有关部门及时发布有害气体的相关信息提供数据支持, 以便采取科学合理的应对措施。此外, 由于地球内部存在大量的气体, 当发生岩石挤压和板块运动时, 气体会沿板块边界、断裂带等释放至大气中。因此, 对地震引起的脱气研究对于地震监测预报具有重要贡献 (崔月菊 等, 2015)。目前, 定性和定量监测气体的种类和浓度, 对气体的分布和扩散态势进行分析与预测, 是气体监测研究中主要关注的问题。(金亚亮, 2018)。

热红外遥感可以在各种环境下进行气体的监测, 对于某些有毒或易燃气体来说, 从距离较远的位置进行气体监测可以极大地提高安全性。当前已有应用于大尺度范围的气体种类识别和浓度探测的星载高光谱红外传感器, 如FY-4A干涉式大气垂直探测仪、FY-3D红外高光谱大气探测仪

等。然而, 现有星载高光谱热红外传感器尚不具备成像能力, 且因其空间分辨率的限制, 使得无法实现精细尺度的气体探测, 如化工园区污染/危险气体排放监控、大型油田危险泄露的定期检测等。Galfalk 等 (2016) 在《Nature climate change》上发表“Making methane visible”, 指出了高分辨率红外高光谱成像技术是新一代最有前途的大气气体 (特别是甲烷) 探测技术。

5.6 全球尺度沙尘暴监测

沙尘暴是全球干旱、半干旱地区的自然灾害之一, 对全球环境、气候和生态的影响广泛。对沙尘暴发生的区域和强度的准确监测可以有效地对气候灾害进行预警和预报。由于卫星遥感可以在大尺度范围内提供对地表近实时的观测, 对监测沙尘气溶胶具有独特的优势, 是全球沙尘研究的重要手段 (曾庆存等, 2007)。从 20 世纪 70 年代起, 就已经有学者开展了沙尘在红外波段特性的相关研究, 通过分析沙尘和卷云之间的亮温差异, 可以识别出沙尘 (Shenk 和 Curran, 1974)。高光谱热红外遥感在沙尘监测中具有独特优势, 对沙尘参数定量反演的研究意义重大。特别当大气中沙尘浓度含量增高时, 红外辐射信号中可以定量获取沙尘的光学厚度 (张鹏等, 2018)。随着新一代星载高光谱热红外传感器的投入使用, 沙尘高度、粒子有效半径等参数的反演也成为可能。来自地表温度、大气温度廓线和地表发射率的不确定性是沙尘参数定量反演的主要误差来源 (张鹏等, 2007, 2018), 而这些因素都是空间分布的慢变函数, 对热红外技术定量遥感沙尘的影响相对较小。此外, 与可见光近红外遥感相比, 热红外技术可以突破全天时观测条件的限制, 有效监测夜间沙尘范围, 能够弥补可见光近红外遥感等其他沙尘暴监测方式的不足。然而, 沙尘气溶胶散射在热红外波段的慢变特点导致了高光谱热红外数据存在大量冗余信息, 需要对热红外通道进行有效选择。

5.7 气候与天气预报

高光谱数据作为全球气候模式的同化数据源, 对于生成对流层温度和湿度的精确模式分析, 提高气象和气候预报精度至关重要 (Zavodsky 等, 2012)。目前, 已有一些学者开始同化高光谱热红外

数据 (ARIS、IASI 等) 到日常气象预报模型。与未同化模型相比, 经 ARIS 辐射同化后的预报模型精度能将南半球和北半球 5—6 d 的可预报时间推进数小时。然而, 高光谱热红外遥感在天气预报中的应用还面临许多问题, 如高光谱热红外传感器的观测通道将达到几千个, 各通道之间具有很高的相关性, 如何选择相对独立的观测通道高效提取大气信息将成为卫星资料同化的研究重点。

6 结 语

6.1 小结

由于传统多光谱热红外遥感难以再有明显的进步, 高光谱热红外遥感必将是热红外遥感研究的重要方向 (李召良等, 2016)。高光谱数据蕴含丰富的光谱信息, 可以提供更为精细的地物光谱特征, 具有广泛的应用前景。本文从高光谱热红外领域的相关文献出发, 探究了高光谱热红外领域的研究热点, 详细总结了高光谱热红外的硬件传感器、关键参数反演方法和典型行业应用的研究进展和现存问题, 并对高光谱热红外遥感的发展方向进行了展望。

目前, 高光谱热红外传感器方兴未艾。随着传感器技术和遥感数据的日益成熟, 高光谱热红外遥感在水—土—气—生遥感监测等领域的应用已初具规模, 星载高光谱热红外成像传感器的研制和应用则更令人期待。地表和大气参数的精确反演是高光谱热红外遥感的基础, 自高光谱热红外遥感问世以来, 就备受各国学者关注, 也涌现出了各种假设和方法。无论是大气效应校正和地表温度与发射率分离的分步反演方法, 还是地气参数的一体化反演, 都围绕高光谱热红外数据精细的光谱特性展开, 与多光谱热红外遥感相比, 已经取得了一定的进步。但是, 受制于星载高光谱热红外数据的不足和空间分辨率较粗的现状, 高光谱热红外遥感行业应用仍无法全面展开。

未来, 针对高光谱热红外遥感存在的不足, 如何获取高质量的高光谱热红外数据, 充分挖掘高光谱热红外数据的空间、时间、角度和光谱信息, 提供更加合理的物理约束, 减小地气参量之间的相互影响, 实现不同情况下地气参数的精准反演, 进而推动相关行业的应用, 将是高光谱热红外遥感研究的长期重点工作。

6.2 挑战与展望

目前, 高光谱热红外遥感在传感器水平、关键参数反演方法、典型行业应用等方面仍有较大的进步空间, 高光谱热红外遥感还任重而道远。现有高光谱热红外遥感方法大多都是沿用多光谱热红外遥感的思路, 没有充分挖掘高光谱热红外数据自身的特点。此外, 目前星载高光谱热红外的关注点还是大气温湿度廓线或者特定气体的探测, 而对地观测的研究相对较少, 仅有地基高光谱热红外关注于地表温度和发射率的分离。

具体而言, 无论是大气校正, 地表温度和发射率分离, 还是地气参数的一体化反演, 都存在着一定的局限性。对于大气校正以及地表温度和发射率分离而言, 其无法摆脱对先验知识的依赖, 反演精度会受制于大气效应校正的精度。对于地气参数的一体化反演方法而言, 大部分的研究尝试都略显复杂, 且现有方法的关注点更多的是在大气廓线的反演上, 多将地表假设为黑体或者灰体, 这势必影响到地表温度和发射率的反演精度。虽然近年来, 有部分学者绕过复杂的大气廓线反演, 而直接对大气透过率、大气上下行辐射、地表温度和发射率进行遥感估算, 但现有研究还处于初级阶段, 未有效开展深层次的机理研究。

随着遥感技术的发展, 高光谱热红外细腻的光谱特性将为进一步提高地气参数反演精度和更为广泛的应用提供可能。综合来看, 高光谱热红外遥感未来的研究主要会集中于以下内容。

(1) 星载高光谱热红外成像系统。与可见短波红外谱段相比, 热红外谱段的高光谱成像仪设计的关键技术在于背景抑制器、热红外光谱仪以及焦平面探测器3个方面, 到目前为止国际上尚无星载运行的高光谱热红外成像系统。代表国际最高水平的NASA下一代陆地观测高光谱卫星HyspIRI, 在可见短波谱段设置为高光谱相机模式, 在红外谱段仍设置为多光谱(8通道)观测模式, 并没有实现高光谱热红外成像。在“十二五”期间, 中科院上海技物所联合中科院地理所等单位, 在国家863计划的重点支持下, 着手开始研制能够满足工程应用的高光谱热红外成像仪样机及应用系统。通过采用推扫成像、延伸波长热红外探测器、色散型分光组件、背景抑制模块、机上实时定标等技术方案, 现在已经成功研制出了星

载高光谱热红外成像仪样机, 但距离样机上天, 实现高光谱热红外成像系统的在轨运行仍旧任重道远。

星载高光谱热红外成像是典型的技术门槛高、系统复杂、技术先进性的代表, 目前国家对高光谱热红外成像仪器需求非常迫切, 研制星载高光谱热红外成像是热红外遥感技术发展的必然趋势, 最终有望达到热红外谱段的图谱合一的目的, 进而推动更多的高光谱热红外遥感的相关行业应用。

(2) 热红外大气效应的自校正。大气校正是地表温度反演中的重大难题之一, 其校正误差会直接影响地表温度和发射率的反演精度(Li等, 2016)。现有的大气校正方法大部分利用遥感数据的空间信息, 如ISAC、AAC等, 其在高空间分辨率的数据上表现结果较好, 但中低空间分辨率数据的大气校正仍有很大的提升空间。由于现有星载高光谱传感器的空间分辨率普遍较低, 因此针对中低空间分辨率的大气校正方法的需求迫切。高光谱热红外数据可以反映出大气吸收线的形状, 如水汽吸收的峰谷, 为中低空间分辨率数据的大气效应校正提供了新的突破口。未来进一步的研究应该集中于利用高光谱数据提供的精细光谱来反映大气的状况, 从而实现在没有外部辅助数据的情况下, 仅利用高光谱热红外数据自身进行大气效应的校正。

(3) 地表发射率连续波谱的精准反演。热红外谱段的植被、水体、土壤、岩石等不同地物的发射率区别明显, 甚至各个品种的岩石也具有差异明显的发射率。传统的多光谱地表发射率反演方法往往是根据地表类型对发射率进行简单赋值或估算。这也就导致了地表发射率的反演精度有限, 而且无法获取连续的光谱。由于高光谱数据能够提供精细且连续的光谱信息, 因此有望实现地表发射率连续波谱的直接反演。未来如何充分利用高光谱数据所提供的大量的先验知识, 针对发射率波谱反演提出更合理的假设, 消除地表温度和大气的影响, 建立起地表发射率连续波谱反演的新方法, 从而取代多光谱数据的离散的发射率值是高光谱热红外研究的重点。

(4) 非同温混合像元的组分温度反演。对于非均匀和非同温的地表, 观测到的热辐射是若干同温组分热辐射的综合, 例如土壤和植被。相比

像元的等效温度或者平均温度,组分温度体现了更多的物理意义,能反映每一组分的真实状况,有利于地气热通量的参数化。当前,组分温度的反演更多利用的是遥感的空间或者角度信息,对于光谱的信息利用不够,而高光谱热红外最大的优势就是谱段众多,通过反演的地表发射率,结合确定的端元信息,有望直接获取同温组分的丰度,借此更有效的挖掘时一空一谱一角数据中的辅助信息,实现非同温混合像元的组分温度反演。

(5) 特定下垫面的地表温度高精度反演。对于特定下垫面,如城市和裸土下垫面,由于其发射率光谱变异性很大,使得传统的基于多光谱热红外遥感技术反演的地表温度精度欠佳。即便是现在全球公认的劈窗算法,由于需要事先已知高精度的发射率,使得对于发射率变异性较大的地类,地表温度反演精度不尽人意。当前遥感技术已经进入了高空间、高时间和高光谱阶段。在此背景下,如何充分挖掘空间、时间、角度和光谱信息,在劈窗算法思想的基础上,通过通道优选以及多通道组联立等方式,消除地表发射率估算不准对地表温度遥感反演的影响,提高特定下垫面地表温度反演精度也是后续研究重点。

(6) 大气效应校正与地表温度和发射率分离的迭代联动。高光谱热红外数据可以提供上千的窄通道,可以为大气和地表信息的分离提供更加合理的物理限制条件。现有的大气和地表信息的分离通常是分步进行的,但由于两者的深度耦合,导致大气校正与地表温度和发射率分离必然互相影响,密不可分。因此,在现有的地表温度和发射率分离的算法中,仍需要考虑大气校正的影响,通过将两者简单的串联操作,转变为相互影响的级联操作,互为另一方的先验知识,进而有利于加入更加合理的限制条件和约束,迭代联动求解,从而减小地气待反演变量之间的相互影响。

(7) 高精度的地气参数的一体化反演。由于地气信息的耦合,单独的地表和大气参数的反演十分复杂,在没有地表和大气的先验知识下,进行地表温度、发射率和大气参数的一体化反演是必然的趋势。总体来说,目前的一体化反演方法仍有几个方面需要做进一步改进:1) 现有的一体化反演按大气参数的反演方式可以分为3类,反演大气廓线、大气参数(透过率、上下行)以及大气总水汽和等效温度等其他参数,如何选择最优

化的参数组合,需要根据研究对象作出合理的判断;2) 一体化反演对于估算初值具有较高的要求,机器学习方法可以在没有任何先验知识的情况下提供合理的初值,未来可以加强机器学习与物理反演方法的结合;3) 现有的针对高光谱热红外数据的地表温度与发射率分离算法已初有成效,如何在一体化反演方程上有效利用增加约束和减少未知数个数的假设,值得进一步探究;4) 由于高光谱通道数目众多,通道之间相关性较大,需要考虑如何更加合理地进行通道的选择;5) 对于最优解的选择,需要进行数学方法的考虑,如正则技术、牛顿迭代、模拟退火(局部最优和全局最优)等方法的应用。

此外,传统高光谱数据的一体化反演仅利用了单一时刻的信息,虽然光谱信息量丰富,但时间信息量匮乏,这就导致了传统的一体化反演大多只能更侧重于利用非大气窗口进行大气垂直剖面廓线的反演。对于地表参数,只能简化处理,例如假设地表为黑体或者灰体等,这就使得地表参数的反演精度牵强人意。目前随着高光谱热红外传感器搭载于静止轨道卫星的成功实现,相较于传统的极轨卫星而言,丰富的时间信息能为一体化反演提供更多的约束,使得病态问题更加迎刃而解。通过避开复杂的大气垂直剖面廓线的反演,将大气影响归结为某一综合贡献因子,把关注点更多的放于地表参数上,有望在降低反演复杂度的同时提高地表参数的反演精度。

参考文献(References)

- Aires F, Chedin A, Scott N A and Rossow W B. 2002a. A regularized neural net approach for retrieval of atmospheric and surface temperatures with the IASI instrument. *Journal of Applied Meteorology*, 41(2): 144-159 [DOI: 10.1175/1520-0450(2002)041]
- Aires F, Rossow W B, Scott N A and Chedin A. 2002b. Remote sensing from the infrared atmospheric sounding interferometer instrument - 1. Compression, denoising, and first-guess retrieval algorithms. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 107(D22): 4619 [DOI: 10.1029/2001JD000955]
- Barsi J A, Barker J L and Schott J R. 2003. An atmospheric correction parameter calculator for a single thermal band earth-sensing instrument. *IGARSS*, 5, 3014-3016
- Barducci A and I Pippi. 1996. Temperature and emissivity retrieval from remotely sensed images using the 'grey body emissivity' method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,

- 34: 681-695 [DOI: 10.1109/36.499748]
- Becker F and Li Z L. 1990. Towards a local split window method over land surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, 11(3):369-393 [DOI: 10.1080/01431169008955028]
- Berk A, Anderson G P, Acharya P K, Bernstein L S, Muratov L, Lee J, Fox M, Adler-Golden S M, Chetwynd J H, Hoke M L, Lockwood R B, Cooley T W and Gardner J A. 2005. Modtran5: a reformulated atmospheric band model with auxiliary species and practical multiple scattering options. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 5425, 341-347 [DOI: 10.1117/12.578758]
- Borel C C. 1997. Iterative retrieval of surface emissivity and temperature for a hyperspectral sensor. Office of Scientific & Technical Information Technical Reports, 1-5
- Borel C C. 1998. Surface emissivity and temperature retrieval for a hyperspectral sensor//*Proceedings of IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing (IGARSS)*. Seattle, WA: IEEE: 546-549 [DOI: 10.1109/IGARSS.1998.702966]
- Borel C C. 2008. Error analysis for a temperature and emissivity retrieval algorithm for hyperspectral imaging data. *International Journal of Remote Sensing*, 29(17/18): 5029-5045 [DOI: 10.1080/01431160802036540]
- Buitrago M F, Groen T A, Hecker C A and Skidmore A K. 2016. Changes in thermal infrared spectra of plants caused by temperature and water stress. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 111, 22-31 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.11.003]
- Cao X F, Li X Y, Luo Q, Liu S H, Li P and Liu X. 2021. Review of temperature profile inversion of satellite-borne infrared hyperspectral sensors. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(2): 577-598 (曹西凤, 李小英, 罗琪, 刘双慧, 李鹏, 刘欣. 2021. 星载红外高光谱传感器温度廓线反演综述. *遥感学报*, 25(2): 577-598) [DOI: 10.11834/jrs.20210009]
- Chalon G, Cayla F and Diebel D. 2001. IASI: an advance sounder for operational meteorology. *Proceedings of the 52nd Congress of IAF*. Toulouse.
- Chang S J, Sheng Z, Du H D, Ge W and Zhang W. 2020. A channel selection method for hyperspectral atmospheric infrared sounders based on layering. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(2): 629-644 [DOI: 10.5194/amt-13-629-2020]
- Chaumat L, Standfuss C, Tournier B, Armante R and Scott N A. 2012. 4A/OP reference documentation (NOVELTIS). [<http://4aop.noveltis.com/sites/4aop.noveltis.loc/files/NOV-3049-NT-1178v4.3.pdf>]
- Chen M S, Qian Y G, Wang N, Ma L L, Li C R and Tang L L. 2016. A temperature and emissivity retrieval algorithm based on atmospheric absorption feature from hyperspectral thermal infrared data. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 35(5): 617:624 (陈梦说, 钱永刚, 王宁, 马灵玲, 李传荣, 唐伶俐. 2016. 基于大气吸收线特征的高光谱热红外数据地表温度/发射率反演算法. *红外与毫米波学报*, 35(5): 617:624) [DOI: 10.11972/j.issn.1001-9014.2016.05.017]
- Chen M S, Ni L, Jiang X G and Wu H. 2019. Retrieving atmospheric and land surface parameters from at-sensor thermal infrared hyperspectral data with artificial neural network. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(7), 2409-2416 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2904992]
- Cheng J, Xiao Q, Li X W, Liu Q H, Du Y M and Nie A X. 2007. Multi-layer perceptron neural network based algorithm for simultaneous retrieving temperature and emissivity from hyperspectral FTIR dataset. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 4383-4385 [DOI: 10.1109/IGARSS.2007.4423824]
- Cheng J, Liu Q H, Li X W, Xiao Q, Liu Q, and Du Y M. 2008. Correlation-based temperature and emissivity separation algorithm. *Science in China Series D-Earth Sciences*, 51(3):357-369 [DOI: 10.1007/s11430-008-0022-7]
- Cheng J, Liang S L, Wang J D and Li X W. 2010. A stepwise refining algorithm of temperature and emissivity separation for hyperspectral thermal infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(3):1588-1597 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2029852]
- Cheng J, Liang S L, Liu Q H and Li X W. 2011. Temperature and emissivity separation from ground-based MIR hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(4): 1473-1484 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2076818]
- Cristóbal J, Jimenez-Munoz J C, Prakash A, Mattar C, Skokovic 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): 1-14 [DOI: 10.3390/rs10030431]
- Coll C, Galve J M, Niclos R, Valor E and Barbera M J. 2019. Angular variations of brightness surface temperatures derived from dual-view measurements of the Advanced Along-Track Scanning Radiometer using a new single band atmospheric correction method. *Remote Sensing of Environment*, 223: 274-290 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.021]
- Cooper D I and Asrar G. 1989. Evaluating atmospheric correction models for retrieving surface temperatures from the AVHRR over a tallgrass prairie. *Remote Sensing of Environment*, 27(1): 93-102 [DOI: 10.1016/0034-4257(89)90040-0]
- Cui Y J, Li J, Wang Y Y, Liu Y M, Chen Z and Du J G. Application of gas remote sensing technique to earthquake monitoring. *Advances in Earth Science*, 30(02), 284-294 (崔月菊, 李静, 王燕艳, 刘永梅, 陈志, 杜建国. 2015. 遥感气体探测技术在地震监测中的应用. *地球科学进展*, 30(02), 284-294)
- Dai J J, Zhao L X, Jiang Q, Wang H Y and Liu T Y. 2020. Review of thermal infrared spectroscopy applied in geological ore exploration. *Acta Geologica Sinica*, 94(8): 2520-2533 (代晶晶, 赵龙贤, 姜琪, 王海宇, 刘婷玥. 2020. 热红外高光谱技术在地质找矿中的应用综述. *地质学报*, 94(8): 2520-2533) [DOI: 10.19762/j.cnki.dizhixuebao.2020172]
- Du Y M, Li H, Cao B, Bian Z and Su Z. 2020. A Modified interactive spectral smooth temperature emissivity separation algorithm for low-temperature surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, PP(99): 1-11 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.2982960]
- Ellicott E, Vermote E, Petitcolin F and Hook S J. 2009. Validation of a new parametric model for atmospheric correction of thermal infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,

- 47(1), 295-311 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.2006182]
- Galfalk M, Olofsson G, Crill P and Bastviken D. 2016. Making methane visible. *Nature Climate Change*, 6(4):426-430 [DOI: 10.1038/nclimate2877]
- Galve J M, Sanchez 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): 1-19 [DOI: 10.3390/rs10060826]
- Gillespie A R, Rokugawa S, Matsunaga T, Cothorn 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]
- Goetz A F H, Vane G, Solomon J E and Rock B N. 1985. Imaging spectrometry for earth remote sensing. *Science*, 228(4704): 1147-1153 [DOI: 10.1126/science.228.4704.1147]
- Goetz A F H. 2009. Three decades of hyperspectral remote sensing of the earth: a personal view. *Remote Sensing of Environment*, 113 (S1): S5-S16 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.12.014]
- Gu D G, Gillespie A R, Kahle A B and Palluconi F D. 2000. Autonomous atmospheric compensation (AAC) of high resolution hyperspectral thermal infrared remote-sensing imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6): 2557-2570 [DOI: 10.1109/36.885203]
- Hsiao T C, Fereres E, Acevedo E and Henderson D W. 1976. Water Stress and Dynamics of Growth and Yield of Crop Plants. In *Water and Plant Life SE - 18*; Lange, O.L., (Kappen, L., Schulze, E.-D., Eds.; Ecological Studies; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, Volume 19, pp. 281-305)
- Hocking J, Rayer P J, Rundle D, Saunders R W, Matricardi M, Geer A, Brunel P and Vidot J. 2013. RTTOV v11 Users Guide, NWP-SAF report, Met. Office, Exeter, UK
- Hu X, Tian S F, Ding L L and Zhou J J. 2015. Comparison of two emissivity inversion methods for airborne hyperspectral thermal infrared data. *Journal of Remote Sensing*, (02), 000302-318 (胡晓, 田淑芳, 丁雷龙, 周家晶. 2015. 航空高光谱热红外数据的两种发射率反演方法对比. *遥感学报*, (02), 000302-318) [DOI: 10.11834/jrs.20153348]
- Hulley G C and Hook S J. 2009. Intercomparison of versions 4, 4.1 and 5 of the MODIS land surface temperature and emissivity products and validation with laboratory measurements of sand samples from the Namib Desert, Namibia. *Remote Sensing of Environment*, 113(6): 1313-1318 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.02.018]
- 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]
- Hulley G C, Duren R M, Hopkins F M, Hook S J, Vance N, Guillevic P, Johnson W R, Eng B T, Mihaly J M, Jovanovic V M, Chazanoff S L, Staniszewski Z K, Kuai L, Worden J, Frankenbergb C, Rivera G, Aubrey A D, Miller C E, Malakar N K., Sánchez Tomás J M and Holmes K T. 2016. High spatial resolution imaging of methane and other trace gases with the airborne hyperspectral thermal emission spectrometer (HyTES). *Atmos. Meas. Tech.* 9, 2393-2408 [DOI: 10.5194/amt-9-2393-2016]
- Islam T, Hulley G C, Malakar N K, Radocinski R G, Guillevic P C and Hook S J. 2017. A physics-based algorithm for the simultaneous retrieval of land surface temperature and emissivity from VIIRS thermal infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(1): 563-576 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2611566]
- Jacob F, Petitcolin F, Schmugge T, Vermote E, French A and Ogawa K. 2004. Comparison of land surface emissivity and radiometric temperature derived from MODIS and ASTER sensors, *Remote Sensing of Environment*, 90(2): 137-152 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.11.015]
- Jiang D M, Cao S Q and Qu Y M. 2010. A neural networks approach to retrieval of atmospheric temperature profile from high spectral resolution infrared measurements. 26(6): 819-824 (蒋德明, 曹思沁, 屈佑铭. 2010. 利用神经网络方法从高光谱分辨率红外遥感资料反演大气温度廓线. *热带气象学报*, 26(6): 819-824)
- 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, Cristobal J, Sobrino J A, Soria G, Ninyerola M and Pons X. 2009. Revision of the single-channel algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat thermal-infrared data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47 (1): 339-349 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.2007125]
- Jiménez-Muñoz J C and Sobrino J A. 2010. A single-channel algorithm for land-surface temperature retrieval from ASTER data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(1): 176-179 [DOI: 10.1109/LGRS.2009.2029534]
- Jin Y L. 2018. Research on Gas Monitoring Technology Based on Infrared Hyperspectral Imaging. Harbin Engineering University(金亚亮. 2018. 基于红外高光谱成像的气体监测技术研究. 哈尔滨工程大学)
- Kanani K, Poutier L, Nerry F and Stoll M P. 2007. Directional effects consideration to improve out-doors emissivity retrieval in the 3-13 um domain. *Optics Express*. 15(19): 12464:12482 [DOI: 10.1364/OE.15.012464]
- Kuai L, Worden J R, Li K F, Hulley G C, Hopkins F M, Miller C E, Hook S J, Duren R M and Aubrey A D. 2016. Characterization of anthropogenic methane plumes with the hyperspectral thermal emission spectrometer (HyTES): a retrieval method and error analysis. *Atmos. Meas. Tech.* 9, 3165-3173 [DOI: 10.5194/amt-9-3165-2016]
- Laio F, Porporato A, Ridolfi L and Rodriguez-Iturbe I. 2001. Plants in water-controlled ecosystems: active role in hydrologic processes and response to water stress. *Advances in Water Resources*, 24(7), 707-723 [DOI: 10.1016/S0309-1708(01)00005-7]
- Lan X, Zhao E, Li Z L, Labeled J and Nerry F. 2019. An improved linear

- spectral emissivity constraint method for temperature and emissivity separation using hyperspectral thermal infrared data. *Sensors*, 19(24):5552 [DOI: 10.3390/s19245552]
- Lan X Y. 2020. Land surface temperature retrieval from hyperspectral thermal infrared data. *Université De Strasbourg*
- Li C, Tian S, Li S and Yin M. 2016. Temperature and emissivity separation via sparse representation with thermal airborne hyperspectral imager data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 10(4): 042003 [DOI:10.1117/1.JRS.10.042003]
- Li J, Weisz E and Zhou D. 2007. Physical retrieval of surface emissivity spectrum from hyperspectral infrared radiances. *Geophysical Research Letters*, 34(16): L16812 [DOI: 10.1029/2007GL030543]
- Li Z L, Stoll M P, Zhang R H, Jia L and Su Z B. 2001. On the separate retrieval of soil and vegetation temperatures from ATSR data. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 44(2): 97-111 [DOI: 10.1007/BF02879653]
- Li Z L, Tang B H, Wu H, Ren H, Yan G, Wan Z, 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]
- Li Z L, Duan S B, Tang B H, Wu H, Ren H Z, Yan G J, Tang R L and Leng P. 2016. Review of methods for land surface temperature derived from thermal infrared remotely sensed data. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 899-920 (李召良, 段四波, 唐伯惠, 吴骅, 任华忠, 阎广建, 唐荣林, 冷佩. 2016. 热红外地表温度遥感反演方法研究进展. *遥感学报*, 20(5): 899-920) [DOI:10.11834/jrs.20166192]
- Luz B R and Crowley J K. 2010. Identification of plant species by using high spatial and spectral resolution thermal infrared (8.0-13.5 μ m) imagery. *Remote Sensing of Environment*, 114(2): 404-413 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.09.019]
- Ma X L, Wan Z M, Moeller C C, Menzel W P, Gumley L E and Zhang Y L. 2000. Retrieval of geophysical parameters from moderate resolution imaging spectroradiometer thermal infrared data: evaluation of a two-step physical algorithm. *Applied Optics*, 39(20), 3537 [DOI: 10.1364/AO.39.003537]
- Malakar N K and Hulley G C. 2016. A water vapor scaling model for improved land surface temperature and emissivity separation of MODIS thermal infrared data. *Remote Sensing of Environment*, 182: 252-264 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.04.023]
- McMillin L M. 1975. Estimation of sea surface temperatures from two infrared window measurements with different absorption. *Journal of Geophysical Research*, 80(36): 5113-5117 [DOI: 10.1029/JC080i036p05113]
- Meerdink S K, Roberts D A, King J Y, Roth K L, Dennison P E, Amaral C H and Hook S J. 2016. Linking seasonal foliar traits to VSWIR-TIR spectroscopy across California ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 186: 322-338 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.08.003]
- Menke W. 1984. *Geophysical data analysis: discrete inverse theory*. Columbia University, New York: Academic Press [DOI: 10.1016/B978-0-12-397160-9.00019-9]
- Neinavaz E, Skidmore A K, Darvishzadeh R and Groen T A. 2017. Retrieving vegetation canopy water content from hyperspectral thermal measurements. *Agricultural and Forest Meteorology*, 247, 365-375 [DOI: 10.1016/J.AGRFORMET.2017.08.020]
- Ninomiya Y and Pu B. 2019. Thermal infrared multispectral remote sensing of lithology and mineralogy based on spectral properties of materials. *ORE Geology Reviews*, 108:54-72 [DOI: 10.1016/j.oregeorev.2018.03.012]
- Ni L, Xu H G and Zhou X M. 2020. Mineral identification and mapping by synthesis of hyperspectral VNIR/SWIR and multispectral TIR remotely sensed data with different classifiers, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 3155-3163 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2999057]
- Norman, J M and Becker F. 1995. Terminology in thermal infrared remote sensing of natural surfaces. *Agricultural and Forest Meteorology* 77: 153-166 [DOI: 10.1016/0168-1923(95)02259-Z]
- Pelta R and Ben-Dor E. 2019. An exploratory study on the effect of petroleum hydrocarbon on soils using hyperspectral longwave infrared imagery. *Remote Sensing*, 11(5): 1-15 [DOI: 10.3390/rs11050569]
- Qin Z H, Karnieli A and Berliner P. 2001. 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(18), 3719-3746 [DOI: 10.1080/01431160010006971]
- Qin Z H, Li W J, Zhang M H, Arnon K and Pedro B. 2003. Estimating of the essential atmospheric parameters of mono. window algorithm for land surface temperature retrieval from Landsat TM6. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2: 37-43 (覃志豪, LI W J, Zhang M H, Arnon K, Pedro B. 2003. 单窗算法的大气参数估计方法. *国土资源遥感*, 2: 37-43)
- Rabier F, Fourrié N and Chafai D. 2010. Channel selection methods for infrared atmospheric sounding interferometer radiances. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 128(581): 1011-1027 [DOI: 10.1256/0035900021643638, 2010]
- Raissouni N and Sobrino J A. 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]
- Ren H Z, Ye X, Nie J, Meng J J, Fan W J, Qin Q M, Liang Y Z and Liu H C. 2021. Retrieval of land surface temperature, emissivity, and atmospheric parameters from hyperspectral thermal infrared image using a feature-band linear-format hybrid algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1-15 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3047381]
- Rodgers C D. 1976. Retrieval of atmospheric temperature and composition from remote measurements of thermal radiation. *Reviews of Geophysics*, 14(4): 609-624 [DOI: 10.1029/RG014i004p060609]
- Sabol D E, Gillespie A R, Abbott E and Yamada G. 2009. Field validation of the ASTER temperature-emissivity separation algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 113: 2328-44 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.06.008]
- Salisbury J W. 1986. Preliminary measurements of leaf spectral reflectance in the 8—14 μ m region. *International Journal of Remote*

- Sensing, 7(12), 1879-1886 [DOI:10.1080/01431168608948981]
- Scafutto R D M, Lievens C, Hecker C, van der Meer F D and de Souza C R. 2021. Detection of petroleum hydrocarbons in continental areas using airborne hyperspectral thermal infrared data (SEBASS). *Remote Sensing of Environment*, 256, 1-14 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112323]
- Shao H, Liu C, Xie F, Li C and Wang J. 2020. Noise-sensitivity analysis and improvement of automatic retrieval of temperature and emissivity using spectral smoothness. *Remote Sensing*, 12(14), 2295 [DOI:10.3390/rs12142295]
- Shenk W E and Curran R J. 1974. The detection of dust storms over land and water with satellite visible and infrared measurements. *Monthly Weather Review*, 102(12) [DOI: 10.1175/1520-0493(1974)1022.0.CO;2]
- Snyder W C, Z Wan, Y Zhang and Feng Y Z. 1998. Classification-based emissivity for land surface temperature measurement from space. *International Journal of Remote Sensing* [DOI: 10.1080/014311698214497]
- Sobrino J A, Jiménez-Muoz 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 and Jiménez-Muñoz J C. 2005. Land surface temperature retrieval from thermal infrared data: an assessment in the context of the Surface Processes and Ecosystem Changes Through Response Analysis (SPECTRA) mission. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 110(D16): D16103 [DOI: 10.1029/2004JD005588]
- Sobrino J A, Jimenez-Munoz J C, Zarco-Tejada P J, Sepulcre-Canto G and de Miguel E. 2006. Land surface temperature derived from airborne hyperspectral scanner thermal infrared data. *Remote Sensing of Environment*, 102(1-2): 99-115 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.02.001]
- Song C, Yin Q and Xie Y N. 2019. Development of channel selection methods for infrared atmospheric vertical sounding. *Infrared*, 40(6): 18-26 (宋慈, 尹球, 谢亚楠. 2019. 红外大气垂直探测通道优选方法的发展. *红外*, 40(6): 18-26) [DOI: 10.3969/j.issn.1672-8785.2019.06.004]
- Tanner C B. 1963. Plant temperatures. *Agronomy Journal*, 55(2), 210-211 [DOI:10.2134/agronj1963.00021962005500020043x]
- Thome K, Palluconi F, Takashima T and Masuda K. 1998. Atmospheric correction of ASTER. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4): 1199-1211 [DOI: 10.1109/36.701026]
- Tong Q X, Zhang B and Zhang L F. 2016. Current progress of hyperspectral remote sensing in China. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 689-707 (童庆禧, 张兵, 张立福. 2016. 中国高光谱遥感的前沿进展. *遥感学报*, 20(05): 689-707) [DOI: 10.11834/jrs.20166264]
- Tong Q X, Xue Y Q and Zhang L F. 2014. Progress in hyperspectral remote sensing science and technology in china over the past three decades. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(1): 70-91 [DOI: 10.1109/JSTARS.2013.2267204]
- Tong Q X, Meng Q Y and Yang H. 2018. Development and prospect of the remote sensing technology. *City and Disaster Reduction*, 06:2-11 (童庆禧, 孟庆岩, 杨杭. 2018. 遥感技术发展历程与未来展望. *城市与减灾*. (06):2-11)
- Tonooka H. 2001. An atmospheric correction algorithm for thermal infrared multispectral data over land-a water-vapor scaling method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(3): 682-692 [DOI: 10.1109/36.911125]
- Tonooka H. 2005. Accurate atmospheric correction of ASTER thermal infrared imagery using the water vapor scaling method. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43, 2778-2792 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.857886]
- Tardy B, Rivalland V, Huc M, Hagolle O, Marcq S and Boulet G. 2016. A software tool for atmospheric correction and surface temperature estimation of landsat infrared thermal data. *Remote Sensing*, 8(9): 1-24 [DOI: 10.3390/rs8090696]
- Ullah S, Schlerf M, Skidmore A K and Hecker C. 2012. Identifying plant species using mid-wave infrared (2.5—6 μm) and thermal infrared (8—14 μm) emissivity spectra. *Remote Sensing of Environment*, 118, 95-102 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.11.008]
- Van der Meijde M, Knox N M, Cundill S L, Noomen M, van der Werff H M A and Hecker C. 2013. Detection of hydrocarbons in clay soils: A laboratory experiment using spectroscopy in the mid- and thermal infrared. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 23, 384-388 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.11.001]
- Veraverbeke S, Dennison P, Gitas I, Hulley G, Kalashnikova O, Katakis T, Kuai L, Meng R, Roberts D and Stavros N. 2018. Hyperspectral remote sensing of fire: State-of-the-art and future perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 216: 105-121 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.020]
- Wan Z M and Dozier J. 1996. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space. *IEEE Transactions on Geoscience & 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]
- Wang J Y and Li C L. 2021. Development and prospect of hyperspectral imager and its application. *Chinese Journal of Space Science*. 41(01): 22-33 (王建宇, 李春来. 2021. 高光谱遥感成像技术的发展与展望. *空间科学学报*, 41(01): 22-33)
- Wang N, Wu H, Nerry F, Li C R and Li Z L. 2011. Temperature and emissivity retrievals from hyperspectral thermal infrared data using linear spectral emissivity constraint. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(4), p. 1291-1303 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2062527]
- Wang N, Li Z L, Tang B H, Zeng F and Li C R. 2013. Retrieval of atmospheric and land surface parameters from satellite-based thermal infrared hyperspectral data using a neural network technique. *International Journal of Remote Sensing*, 34(9-10), 3485-3502 [DOI:10.1080/01431161.2012.716536]
- Wang N, Qian Y G, Wu H, Ma L L, Tang L L and Li C R. 2019. Evalu-

- ation and comparison of hyperspectral temperature and emissivity separation methods influenced by sensor spectral properties. *International journal of remote sensing*, 40(5-6), 1693-1708 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1484963]
- Wang R S, Gan F P, Yan B K, Yang S M and Wang Q H. 2010. Hyperspectral mineral mapping and its application. *Remote Sensing for Land & Resources*, (01): 1:13 (王润生, 甘甫平, 闫柏琨, 杨苏明, 王青华. 2010. 高光谱矿物填图技术与应用研究. *国土资源遥感*, (01): 1-13) [DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01622]
- Wang X H, Qiu S, Jiang X G, Ouyang X Y and Li Z L. 2010. Land surface temperature and emissivity retrieval from hyperspectral thermal infrared data. *Arid Land Geography*, 33(3):419-426 (王新鸿, 邱实, 姜小光, 欧阳晓莹, 李召良. 2010. 高光谱热红外数据反演地表温度与发射率方法研究. *干旱区地理*, 33(3): 419:426) [DOI: CNKI:SUN:GHDL.0.2010-03-018]
- Windahl E and De Beurs K. 2016. An intercomparison of Landsat land surface temperature retrieval methods under variable atmospheric conditions using in situ skin temperature. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 51, 11-27 [DOI: 10.1016/j.jag.2016.04.003]
- Yan B K, Liu S W, Wang R S, Gan F P, Chen W T and Yang S M. 2006. Quantitative inversion of the SiO₂ content in surface rocks using thermal infrared remote sensing. *Geological Bulletin of China*, 25(5) 639-643(闫柏琨, 刘圣伟, 王润生, 甘甫平, 陈伟涛, 杨苏明. 2006. 热红外遥感定量反演地表岩石的 SiO₂ 含量. *地质通报*, (5):639-643)
- Yang H, Zhang L F, Zhang X W, Fang C H and Tong Q X. 2011. Algorithm of emissivity spectrum and temperature separation based on TASI data. *Journal of Remote Sensing*, 15(6), 1248-1264 (杨杭, 张立福, 张学文, 房丛卉, 童庆禧. 2011. Tasi数据的温度与发射率分离算法. *遥感学报*, 15(6), 1248-1264) [DOI: 10.11834/jrs.20110380]
- Yang J J, Duan S B, Zhang X, Wu P and Gao M. 2020. Evaluation of seven atmospheric profiles from reanalysis and satellite-derived products: Implication for single-channel land surface temperature retrieval. *Remote Sensing*, 12(5): 1-24 [DOI:10.3390/rs12050791].
- Yin M, Tian S F and Li S J. 2016. Atmospheric compensation based on combined autonomous atmospheric compensation algorithms. *Journal of Remote Sensing*, 20(3): 450-458 (尹梅, 田淑芳, 李士杰. 2016. AAC算法的大气校正复合改进算法. *遥感学报*, 20(3): 450-458) [DOI: 10.11834/jrs.20165131]
- Young S J, Johnson B R and Hackwell J A. 2002. An in-scene method for atmospheric compensation of thermal hyperspectral data. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 107 (D24), ACH-1-ACH 14-20 [DOI: 10.1029/2001JD001266]
- Yu P P, C X Shi, L Yang and S Shan. 2020. A new temperature channel selection method based on singular spectrum analysis for retrieving atmospheric temperature profiles from FY-4A/GIIRS. *Advances in Atmospheric Sciences*, 37(7): 735-750 [DOI: 10.1007/s00376-020-9249-9].
- Yu X, Guo X and Wu Z. 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, 9829-9852 [DOI: 10.3390/rs6109829]
- Zavodsky B T, Chou S H and Jedlovec G J. 2012. Improved regional analyses and heavy precipitation forecasts with assimilation of atmospheric infrared sounder retrieved thermodynamic profiles. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(11): 4243-4251 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2194158]
- Zeng Q C, Dong C H, Peng G B, Zhao S X, Fang Z Y and Jiao M Y. 2007. Duststorms and the related disasters. *Climate and environmental research*, 12(3):225-226 (曾庆存, 董超华, 彭公炳, 赵思雄, 方宗义, 矫梅燕. 2007. 沙尘暴及相关的自然灾害. *气候与环境研究*, 12(3): 225-226) [DOI: 10.3969/j. issn. 1006-9585.2007. 03.002]
- Zhang B. 2016. Advancement of hyperspectral image processing and information extraction. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1062-1090 (张兵. 2016. 高光谱图像处理与信息提取前沿. *遥感学报*, 20(5): 1062-1090) [DOI: 10.11834/jrs.20166179]
- Zhang P, Zhang X Y, Hu X Q, Qi J and Dong C H. 2007. Satellite Remote Sensing and Analysis of a Dust Event in 2006. *Climatic and Environmental Research*, 12(3): 302-308 (张鹏, 张兴赢, 胡秀清, 齐瑾, 董超华. 2007. 2006年一次沙尘活动的卫星定量遥感和分析研究. *气候与环境研究*, 12(3): 302-308) [DOI: 10.3969/j.issn. 1006-9585.2007.03.011]
- Zhang P, Wang C, Chen L, Bai W G, Qi C L and Qi J. 2018. Current status of satellite-based dust aerosol remote sensing and some issues to be concerned. *Meteorological monthly*. 44(06): 725-736 (张鹏, 王春姣, 陈林, 白文广, 漆成莉, 齐瑾. 沙尘气溶胶卫星遥感现状与需要关注的若干问题. *气象*, 44(06): 725-736) [DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2018.06.001]
- Zhang Y Z, Wu H, Jiang X G, Jiang Y Z, Liu Z X and Nerry F. 2017. Land surface temperature and emissivity retrieval from field-measured hyperspectral thermal infrared data using wavelet transform. *Remote Sensing*, 9(5), 454 [DOI:10.3390/rs9050454]
- Zhou A M. 2017. Atmospheric temperature and humidity profiles retrieval from hyperspectral infrared simulation data based on FY-4. *Nan Jing: Nanjing University of Information Science & Technology*, 1:10 (周爱明. 2017. 基于风云四号高光谱红外模拟资料反演大气温湿廓线试验研究. 南京: 南京信息工程大学: 1-10)
- Zhou S G and Cheng J. 2018. A multi-scale wavelet-based temperature and emissivity separation algorithm for hyperspectral thermal infrared data. *International journal of remote sensing*, 39(21-22), 8092-8112 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1482019]
- Zhou L, Goldberg M, Barnett C, Cheng Z, Sun F, Wolf W, King T, Liu X, Sun H and Divakarla M. 2008. Regression of surface spectral emissivity from hyperspectral instruments. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 46(2), 328-333 [DOI: 10.1109/TGRS.2007.912712]
- Zhou X M, Wang N and Wu H. 2012. Comparison of two methods for atmospheric correction of hyperspectral thermal infrared data. *Journal of Remote Sensing*, 16(04): 796-808 (周孝明, 王宁, 吴骅. 2012. 两种高光谱热红外数据大气校正方法的分析与比较. *遥感学报*, 16(04): 796-808)

Hyperspectral thermal infrared remote sensing: Current status and perspectives

WU Hua^{1,2}, LI Xiujuan^{1,2}, LI Zhaoliang^{1,2,3}, DUAN Sibao³, QIAN Yonggang⁴

1. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

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

3. Key Laboratory of Agri-informatics, Ministry of Agriculture/Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China;

4. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing Information Technology, Institute of Aerospace Information Innovation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Abstract: Hyperspectral thermal infrared data contains abundant long-wave spectral information, which can reveal radiation changes caused by the land-atmosphere coupling process more precisely and reflect the unique diagnostic characteristics of the thermal infrared spectrum. At the same time, the hyperspectral characteristics can also provide more reasonable assumptions and constraints for the ill-posed inversion of the key thermal infrared characteristic parameters. Therefore, the hyperspectral thermal infrared remote sensing has important research value and application prospect. Since its birth, hyperspectral thermal infrared remote sensing technology has developed rapidly on the basis of absorbing multispectral thermal infrared remote sensing technology, and has become an important research direction and breakthrough point of thermal infrared remote sensing research. However, there are some problems in the current hyperspectral thermal infrared remote sensing, such as lack of available data, traditional processing methods, limited inversion accuracies, and difficult implementation of the applications. To further clarify the research progress and existing challenges of hyperspectral thermal infrared remote sensing, based on the in-depth analysis of related literature, this paper sorts out the development process and hot spots of hyperspectral thermal infrared research, introduces the main hyperspectral thermal infrared sensors at home and abroad, and analyzes the current situation and problems of the atmospheric correction of hyperspectral atmospheric data, the separation of surface temperature and emissivity, and the integrated inversion of the key characteristic parameters of the land and atmosphere. Finally, the application of the relevant typical industries is summarized, and the future development direction of hyperspectral thermal infrared is prospected, so as to provide reference and help for the future research of hyperspectral thermal infrared remote sensing.

Key words: hyperspectral, thermal infrared, remote sensing retrieval, land surface temperature, emissivity, atmospheric profile

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB0504800, 2016YFB0500400); National Natural Science Foundation of China (No. 41871267)