

基于大气吸收线特征的高光谱热红外数据地表温度 /比辐射率反演算法

陈梦说^{1,2}, 钱永刚^{1,*}, 王宁¹, 马灵玲¹, 李传荣¹, 唐伶俐¹

(1. 中国科学院光电研究院 中国科学院定量遥感信息技术重点实验室,北京 100094;
2. 中国科学院大学,北京 100049)

摘要:地表温度和比辐射率的准确提取和反演是热红外遥感的核心问题之一. 由于地表温度/比辐射率反演问题的病态性,以及地表—大气强耦合特征等诸多问题,导致目前反演精度仍有待进一步提高. 通过深入挖掘大气吸收峰/谷通道处下行辐射偏移量特性,提出了一种基于大气吸收线特征的高光谱热红外温度/比辐射率反演方法,并通过最优通道选择提高了算法的效率和精度. 算法一定程度上可抑制大气校正不准确引入的误差,能够有效提高高低比辐射率地物的反演精度. 模拟数据结果表明:针对高比辐射率地物,算法与 ISSTES 方法的反演精度基本一致;针对低比辐射率地物,算法最大可提高温度 0.48 K 和比辐射率 2.1% 的精度. 地面实测数据结果表明:约 77% 的样本温度反演误差优于 1K,比辐射率误差均值优于 0.01.

关键词:高光谱热红外数据;地表温度;地表比辐射率

中图分类号:P237 文献标识码:A

A temperature and emissivity retrieval algorithm based on atmospheric absorption feature from hyperspectral thermal infrared data

CHEN Meng-Shuo^{1,2}, QIAN Yong-Gang^{1,*}, WANG Ning¹, MA Ling-Ling¹,
LI Chuan-Rong¹, TANG Ling-Li¹

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing Information Technology,
Academy of Opto-Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Land surface temperature and emissivity separation (TES) is a key problem in thermal infrared (TIR) remote sensing. However, because of the ill-posed problem and the at-ground radiance's coupling with atmospheric radiance, the retrieval accuracy still needs to be improved. Through exploring the offset characteristic of atmospheric downward radiance, a temperature and emissivity retrieval algorithm based on atmospheric absorption feature was proposed from hyperspectral thermal infrared data by assuming that the land surface emissivity is equal between the adjacent channels. Furthermore, an optimal selection of channels was carried out to improve the efficiency and accuracy of method. The proposed method can reduce the influence of atmospheric correction error. The simulated results show that the accuracy is similar to the ISSTES method (Borel, 2008) for high emissivity materials. Furthermore, the proposed method can enhance the retrieval accuracy for low emissivity materials, that is approximately temperature 0.48 K and emissivity 2.1%. The results from the field measured data show that about 77% of the samples have an accuracy of LST within 1.0 K with the mean of LSEs lower than 0.01.

收稿日期:2016-01-29,修回日期:2016-06-24

Received date: 2016-01-29, revised date: 2016-06-24

基金项目:国家自然科学基金(41371353, 41171287);国家 863 计划(2014AA123201);中国科学院青年创新促进会

Foundation items: Supported by National Nature Science Foundation of China (41371353, 41171287), and the National High Technology Research and Development Program of China under Grants 2014AA123201, and Youth Innovation Promotion Association CAS

作者简介(Biography): 陈梦说(1990-),男,湖北黄冈人,硕士研究生,主要研究领域为热红外高光谱遥感地表温度与比辐射率反演. E-mail: cms90822@163.com

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: qianyg@aoe.ac.cn

Key words: hyperspectral thermal infrared data, land surface temperature, land surface emissivity

PACS: 07.07.Df

引言

地表温度和地表比辐射率是表征地表状态的重要物理参数,温度反映了一段历史周期内物体的能量收支状况,比辐射率是地物固有属性之一,不同物理化学构成的物体具有特定的比辐射率谱线.地表温度和比辐射率分离是定量热红外遥感反演的关键问题.然而由于红外观测数据是地表温度、比辐射率以及大气的综合反映,三者之间的强耦合特征导致红外温度与比辐射率分离的病态问题.高光谱热红外传感器的出现为病态反演问题提供了新的契机,通过高光谱数据细腻的光谱信息构建合理的约束条件,从而削弱反演中的病态性.国内外学者构建了多种反演算法,例如, Borel (1998) 提出了迭代光谱平滑温度/比辐射率分离方法 (Iterative Spectrally Smooth Temperature-Emissivity Separation, ISSTES), 通过改变温度估值来估算比辐射率光谱,根据平滑度指数选择估算的比辐射率光谱最接近于真值时的温度估值作为反演温度^[1-2];王新鸿等(2008)提出了下行辐射残余指标方法 (Downward Radiance Residual Index, DRRI), 利用“下行辐射残余指标”来量化比辐射率估值谱中残余大气下行辐射特征的强度和方向,当“下行辐射残余指标”等于零值时的温度估值作为真值^[3];程洁等(2008)提出了相关性方法 (Correlation-based Temperature-Emissivity Separation, CBTES), 利用大气下行辐射和含有大气残留的地表比辐射率谱之间的相关性作为判据来优化地表温度估值,进而获得地表比辐射率^[4];王宁等(2011)提出了分段线性法 (Linear Spectral Emissivity Constraint method, LSEC), 将比辐射率谱用分段线性函数拟合的方式减少未知数,进而分离地表温度和比辐射率^[5].

目前国际上发展的高光谱热红外地表温度/比辐射率反演算法应用于高比辐射率(一般高于0.9)的自然地物取得了较好的精度.然而,现有算法存在以下不足:(1)应用于比辐射率较低的(一般低于0.6)地物时,地物与大气耦合程度更加严重,即:相同大气状况下,大气下行辐射在地表出射辐射中占比更大,从而下行辐射不确定性势必会导致更大的反演误差,所以低比辐射率地物的地表温度/比辐射率反演对大气校正(大气透过率、大气上/下行辐射)

的精度具有更高的要求;(2)高光谱数据量大,对于整个比辐射率谱的估计需要很大的计算量,通过温度估值的改变求真值的方式更使得计算量数倍增加,导致算法运算的效率降低.因此,尝试利用地物比辐射率谱的光滑连续特点,通过挖掘利用大气下行辐射谱的偏移特性,发展一种高光谱热红外地表温度和比辐射率反演方法.

1 算法原理

1.1 热红外大气辐射传输理论

在热红外(8~14 μm)波段,忽略大气散射作用并且假设大气处于局地热平衡状态,大气辐射传输方程可表示为^[6]:

$$L(\lambda) = L_g(\lambda)\tau(\lambda) + L_{\uparrow}(\lambda) \quad (1)$$

$$L_g(\lambda) = \varepsilon(\lambda)B(\lambda, T_s) + (1 - \varepsilon(\lambda))L_{\downarrow}(\lambda)$$

其中: $L(\lambda)$ 为卫星传感器接收的辐射; $\tau(\lambda)$ 为从地面到传感器方向的大气透过率; $\varepsilon(\lambda)$ 为地表比辐射率; T_s 为地表温度; λ 是波长; $L_{\uparrow}(\lambda)$ 和 $L_{\downarrow}(\lambda)$ 分别为大气上行和下行辐射; B 为普朗克函数, $L_g(\lambda)$ 为地表出射辐射.

通过式(1)可以看出,假设大气校正精确完成,给定 N 个通道的观测辐射亮度,总有 $N+1$ 个未知数(N 个通道的比辐射率和1个温度)需要求解.一直以来国内外学者在解决这个问题时,大体上都利用两种方式达到方程求解的目的,一是减少未知数的个数,主要是减少待反演的比辐射率个数;二是寻找其他的物理约束增加方程的个数^[7].

1.2 基于大气吸收线特征的高光谱热红外温度/比辐射率反演算法

通过试验研究发现,当大气水汽廓线和温度廓线存在估计误差时,大气下行辐射谱存在整体性的偏移现象(图1),所以本文在大气吸收峰/谷通道的下行辐射偏移量近似不变的假设前提下,通过相邻大气吸收峰/谷通道的差值,削弱大气下行辐射影响,进而反演地表温度/比辐射率.具体处理流程如下:

根据热红外大气辐射传输方程(1),计算大气吸收峰(λ_{peak})和吸收谷(λ_{valley})通道处的地表出射辐射差值,可得:

$$L_g(\lambda_{\text{peak}}) - L_g(\lambda_{\text{valley}}) = [\varepsilon(\lambda_{\text{peak}})B(\lambda_{\text{peak}}, T_s) - \varepsilon(\lambda_{\text{valley}})B(\lambda_{\text{valley}}, T_s)] + [(1 - \varepsilon(\lambda_{\text{peak}}))L_{\downarrow}(\lambda_{\text{peak}})$$

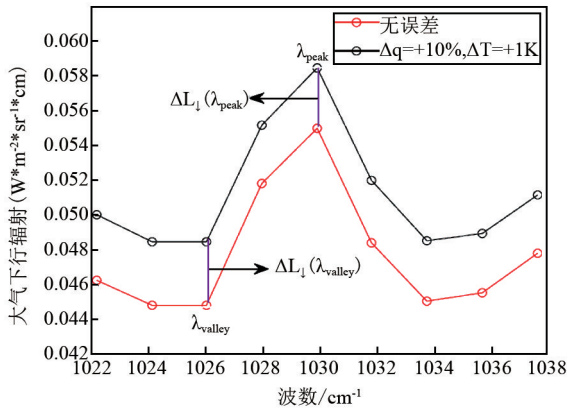


图 1 大气下行辐射谱
Fig. 1 Atmospheric downward radiance

$-(1 - \varepsilon(\lambda_{\text{valley}}))L_{\downarrow}(\lambda_{\text{valley}})]$, (2)
式中, $L_g(\lambda_{\text{peak}})$ 和 $L_g(\lambda_{\text{valley}})$ 为峰/谷通道地表出射辐射, $L_{\downarrow}(\lambda_{\text{peak}})$ 和 $L_{\downarrow}(\lambda_{\text{valley}})$ 为峰/谷通道大气下行辐射, $\varepsilon(\lambda_{\text{peak}})$ 和 $\varepsilon(\lambda_{\text{valley}})$ 为峰/谷通道的比辐射率.

为了从公式(2)中反演地表温度/比辐射率,需要寻找额外的物理约束条件. 对于高光谱热红外数据,假设地表比辐射率在相邻通道近似相等,并且相邻通道由普朗克函数计算的热辐射由于波长变化小也假设近似相等,即:

$$\varepsilon(\lambda_{\text{peak}}) \approx \varepsilon(\lambda_{\text{valley}}) \quad (3)$$

$$\varepsilon(\lambda_{\text{peak}})B(\lambda_{\text{peak}}, T) \approx \varepsilon(\lambda_{\text{valley}})B(\lambda_{\text{valley}}, T)$$

通过上述假设,根据公式(2)可得峰/谷通道间的平均比辐射率 $\varepsilon(\lambda)$:

$$\varepsilon(\lambda) = 1 - \frac{L_g(\lambda_{\text{peak}}) - L_g(\lambda_{\text{valley}})}{L_{\downarrow}(\lambda_{\text{peak}}) - L_{\downarrow}(\lambda_{\text{valley}})} \quad (4)$$

从公式(4)可以看出,峰/谷通道间的平均比辐射率反演是在峰/谷通道大气下行辐射差值基础上进行的. 显而易见,当大气下行辐射存在一定的误差时(图 1),即:假设峰/谷通道大气下行辐射偏移量分别为 $\Delta L_{\downarrow}(\lambda_{\text{peak}})$ 和 $\Delta L_{\downarrow}(\lambda_{\text{valley}})$,峰/谷通道间的平均比辐射率计算公式可表示为:

$$\varepsilon(\lambda) = 1 - \frac{L_g(\lambda_{\text{peak}}) - L_g(\lambda_{\text{valley}})}{[L_{\downarrow}(\lambda_{\text{peak}}) + \Delta L_{\downarrow}(\lambda_{\text{peak}})] - [L_{\downarrow}(\lambda_{\text{valley}}) + \Delta L_{\downarrow}(\lambda_{\text{valley}})]} \quad (5)$$

考虑到大气温湿度廓线存在估计误差时,大气下行辐射谱存在整体性偏移,因此,利用相邻通道的观测值之差可以有效地削弱大气下行辐射的误差,从而提高反演结果的精度.

地表温度反演采用下式即可获得:

$$T_{\text{ret}} = B^{-1}\left(\lambda_{\text{valley}}, \frac{L_g(\lambda_{\text{valley}}) - [1 - \varepsilon(\lambda_{\text{valley}})]L_{\downarrow}(\lambda_{\text{valley}})}{\varepsilon(\lambda_{\text{valley}})}\right) \quad (6)$$

式(6)中,为地表温度反演值. 然后,将地表温度反演值代入式(1)中计算得到地表比辐射率谱.

值得注意的是,高光谱数据相邻通道的观测数据具有强相关性,某种程度上会使方程组的欠定性增加,因此反演通道应该选择在观测数据差异较大的相邻大气强吸收波峰和波谷位置,详见 1.3 节.

1.3 通道选择

由于不同大气吸收线特征处的通道反演精度和稳定性不一,需要对参与反演的通道进行优选. 为了在相同条件下评估每组通道的反演精度,模拟了多种高/低比辐射率下的热红外高光谱数据,数据包括含有随机噪声的地表出射辐射和含有误差的大气下行辐射. 通过改变水汽廓线和温度廓线的方式给大气下行辐射添加误差,考虑到主要受影响的是水汽吸收特征,所以选择从水汽吸收特征处的通道中优选出参与反演的通道组. 通道选择的一般原则:(1) 为了避免由于相邻通道方程的强相关性,导致反演结果易受噪声等因素影响的情况,尽量选择相邻通道大气下行辐射差异性较大的通道,即选择在大气吸收峰通道和吸收谷通道,并且大气下行辐射峰/谷等效温差一般应大于 13K;(2) 为了避免相邻通道比辐射率变化过大导致较大的模型误差,相邻通道之间的距离不应过大;(3) 选择有/无大气廓线误差条件下,大气下行辐射谱偏移量相近的通道进行参数反演.

根据以上原则进行反演通道组优选,表 1 给出了 11 个最优通道组用于算法构建.

表 1 最优反演通道选择结果

序号	$\lambda_{\text{valley}}(\text{cm}^{-1})$	$\lambda_{\text{peak}}(\text{cm}^{-1})$
1	1 134.06	1 135.99
2	1137.92	1 135.99
3	1 162.99	1 164.92
4	1 172.63	1 174.56
5	1 176.49	1 174.56
6	1 195.78	1 197.71
7	1 199.64	1 197.71
8	1 209.28	1 211.21
9	1 216.99	1 218.92
10	1 238.21	1 243.99
11	1 247.85	1 243.99

2 数据模拟

算法模型的构建需要大量模拟数据作为支持. 采用 MODTRAN 5.0 大气辐射传输模型, 结合地物比辐射率波谱库, 利用 TIGR 大气廓线数据库, 模拟高光谱热红外数据, 为后续研究提供数据支持.

2.1 大气辐射传输模型

大气辐射传输模型 MODTRAN 是由美国空军地球物理实验室 AFRL/VSBT (Air Force Research Lab, Space Vehicles Directorate) 和美国光谱科学公司 (Spectral Sciences, Inc) 共同研发的. MODTRAN 5 的光谱分辨率提高到了 0.2 cm^{-1} ($0 \sim 50,000 \text{ cm}^{-1}$), 光谱间隔 0.1 cm^{-1} .

2.2 大气参数获取

采用 TIGR (Thermodynamic Initial Guess Retrieval)

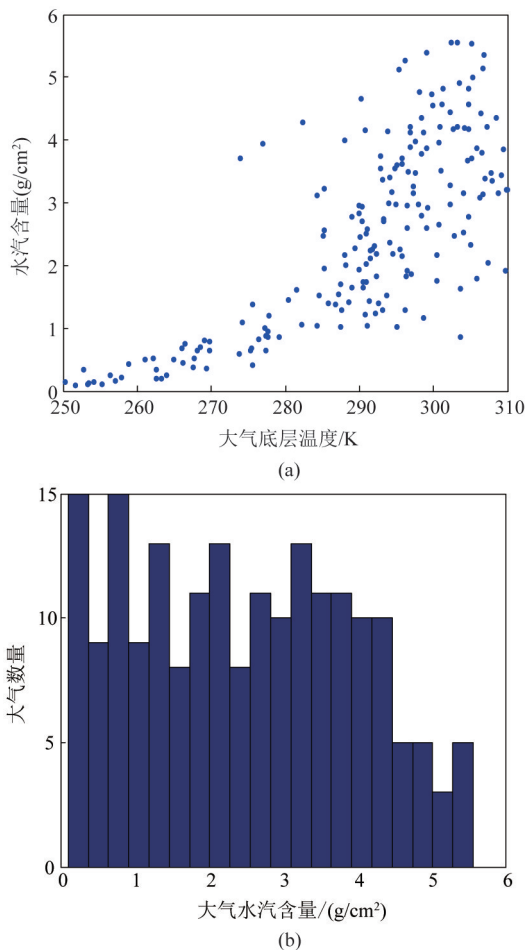


图2 195条大气水汽含量和底层温度分布(a)大气底层温度与水汽含量(b)不同水汽含量区间的大气条数

Fig. 2 The distribution of TPW and atmospheric bottom temperature. (a) Plot of the atmospheric TPW as a function of atmospheric temperature T_a in the first boundary layer of the selected 195 atmospheric profiles; (b) The number of atmospheric profiles in different TPW intervals

al) 大气廓线数据库 (<http://ara.lmd.polytechnique.fr/htdocs-public/products/TIGR/TIGR.html>) 进行数据模拟, 该数据库共计 2311 条大气廓线, 以气压分层, 共设 40 个气压, 从 1013hPa 到 0.05hPa. 本文首先从中挑选了 1413 条晴空大气廓线^[8]; 其次, 考虑到水汽均匀分布原则, 从 1413 条晴空大气廓线中选择了 195 条大气廓线用于数据模拟 (图 2). 所选大气廓线的底层温度在 250 ~ 309 K 之间, 水汽含量在 $0.10 \sim 5.56 \text{ g/cm}^3$ 之间变化, 各水汽区间的大气廓线数量近似均匀分布.

2.3 地表比辐射率和地表温度

从 Santa Barbara 地物波谱库 (UCSB 光谱库) 和 Johns Hopkins University 地物波谱库 (JHU 光谱库) 选取了 10 种比辐射率均值从高到低变化较为显著的地物光谱数据用于数据模拟和反演算法精度分析 (图 3). 表 2 是十种地物的比辐射率统计信息. 地表温度 LST 通过改变大气底层温度 T_a 的方式来合理设置, LST 设置为 $T_a - 10 \text{ K}$ 到 $T_a + 15 \text{ K}$, 步长为 5 K.

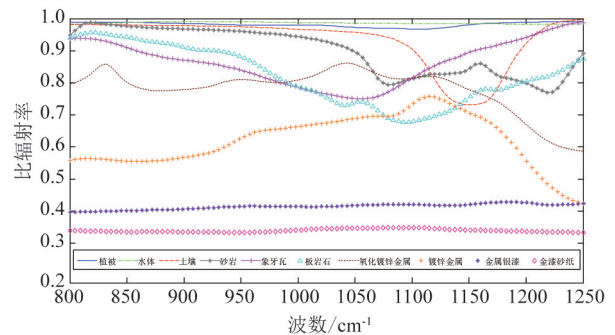


图3 10种地物波谱

Fig. 3 Emissivity spectra of ten materials

表2 10种地物的比辐射率特点

Table 2 Emissivity characteristics of ten materials

地物名称	简称	比辐射率平均值	比辐射率标准差
植被	VE	0.9815	0.0067
水体	WA	0.9863	0.0028
土壤	SO	0.9324	0.0719
砂岩	AS	0.8988	0.0689
象牙瓦	IT	0.864	0.0672
板岩石	SSS	0.8223	0.0863
氧化镀锌金属	OCSM	0.78	0.0664
镀锌金属	GSM	0.6212	0.0794
金属银漆	MSP	0.4147	0.0083
金漆砂纸	GPS	0.3398	0.0047

2.4 数据模拟

首先, 利用 MODTRAN 5 大气辐射传输模型, 模拟出 195 条大气廓线的大气上/下行辐射和大气透

过率,然后结合 10 种地物的比辐射率谱和地表温度,利用式(1)模拟高光谱热红外数据,按照 BOMEM 仪器进行设计,即波谱范围 $800 \sim 1\,250 \text{ cm}^{-1}$,波谱分辨率 4 cm^{-1} ,波谱采样间隔 2 cm^{-1} .

算法验证需要兼顾算法的精度和适用范围两个方面.地表温度与比辐射率分别采用均方根误差和相对误差进行精度评价,定义如下:

$$RMSE_{LST} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^M (LST_{ret,i} - LST_{true})^2}}{M}, \quad (7)$$

$$RMSE_{LSE} = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N [(LST_{ret,i[j]} - LST_{true,i[j]})/LSE_{true,i[j]}]^2}}{M \times N}, \quad (8)$$

式中 LST_{ret} 和 LST_{true} 分别是反演的和真实的地表温度, LSE_{true} 和 LSE_{true} 分别是反演的和真实的地物比辐射率谱, M 是样本个数, N 是通道个数.

3 敏感性分析

3.1 假设条件引起的误差

图 4 是模拟数据中无误差,仅由假设条件引起的地表温度/比辐射率反演误差.可以看出,除了 OGSM 和 GSM,其他地物的温度和比辐射率反演误差基本在 0.2 K 和 1% 以内. GSM 的反演误差最大,其温度和比辐射率误差分别为 0.4 K 和 1.48% ,原因是 GSM 波谱波动较为剧烈,相邻通道处的比辐射率变化较大,导致反演结果具有较大的误差.地物 SO 的反演精度最高,这是因为所选反演通道处,SO 的 $\Sigma(\lambda)$ 与 $B(\lambda, T)$ 随波长的变化趋势相反,更加满足本文算法的假设条件.

3.2 噪声等效温差

噪声等效温差 (Noise Equivalent Difference Temperature, NE Δ T) 与地表温度/比辐射率反演精度密切相关,本文通过在地表亮温上分别添加了 NE Δ T 为 0.05 K , 0.1 K , 0.15 K 和 0.2 K 的高斯随机误差,分析了 NE Δ T 对反演结果的影响.从图 5 可以看出,随着 NE Δ T 的增大,地表温度和比辐射率反演误差逐渐增大;相比高比辐射率地物,低比辐射率地物的反演误差增幅更高.其中,高比辐射率的 WA 温度误差从 0.24 K 增大到 0.36 K ,比辐射率误差从 1% 增大到 1.54% ;低比辐射率的 GPS 温度误差从 0.29 K 增大到 0.64 K ,比辐射率误差从 1.28% 增大到 2.56% .

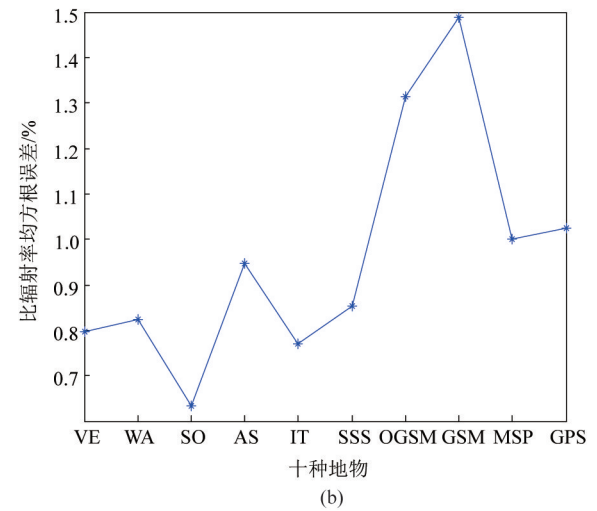
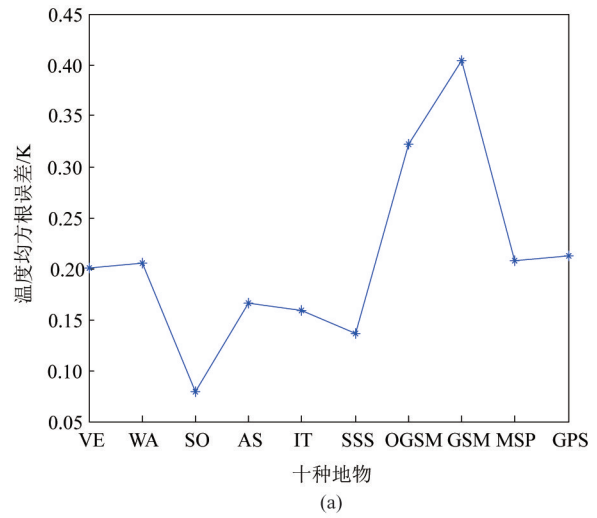


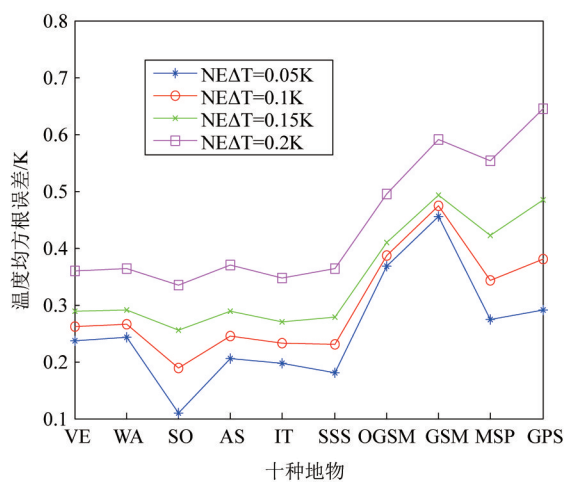
图 4 假设条件对地表温度/比辐射率的影响 (a) 地表温度 (b) 地表比辐射率

Fig. 4 The effect of assumption on LST/LSE (a) RMSE of retrieved temperature (b) RMSE of retrieved relative emissivity

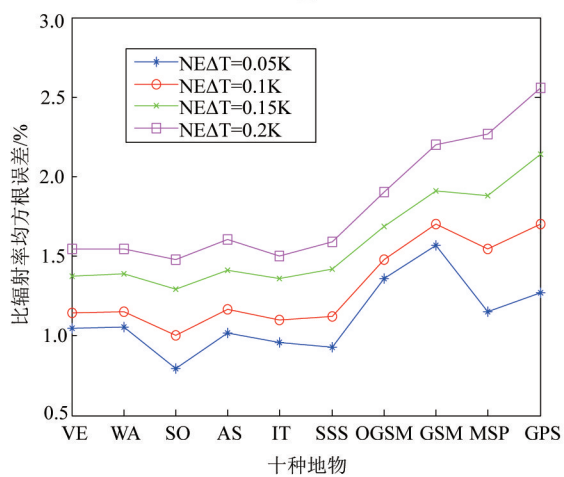
3.3 大气下行辐射

为了分析大气下行辐射对地表温度/比辐射率反演的影响,通过改变大气湿度廓线 $\pm 10\%$ ($\Delta q = \pm 10\%$) 和温度廓线 $\pm 1 \text{ K}$ ($\Delta T = \pm 10\%$) 模拟具有误差的大气下行辐射^[9],分析其对反演结果的影响.

图 6 是大气下行辐射对地表温度/比辐射率反演的影响结果.可以看出,高比辐射率地物(如 VE 和 WA)的温度反演结果与不含大气下行辐射误差时结果近似,这是由于大气下行辐射占地表出射辐射的比重很小,温度反演结果基本不受大气下行辐射误差影响,但比辐射率谱反演时引入了包含误差的大气下行辐射,会导致比辐射率误差小幅上升.同时,随着地物比辐射率的降低,反演误差随之增大,



(a)



(b)

图5 噪声等效温差对地表温度/比辐射率反演的影响 (a) 地表温度 (b) 地表比辐射率

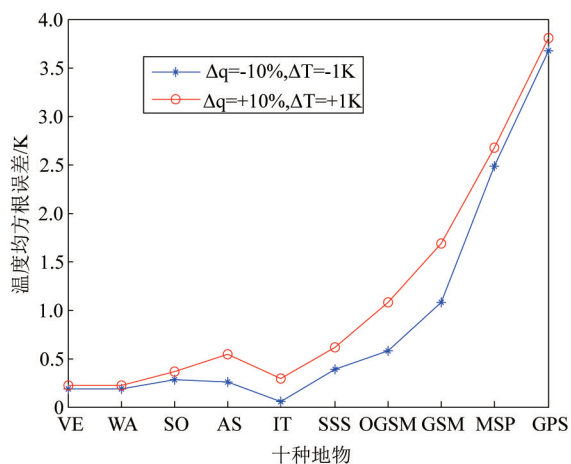
Fig. 5 Influence of NEAT on LST/LSE. (a) RMSE of retrieved temperature (b) RMSE of relative emissivity errors

其中 GPS 的误差最大, 温度反演误差为 3.8 K, 比辐射率误差为 9.6%。可见, 大气下行辐射误差对低比辐射率地物的温度/比辐射率反演影响更大。

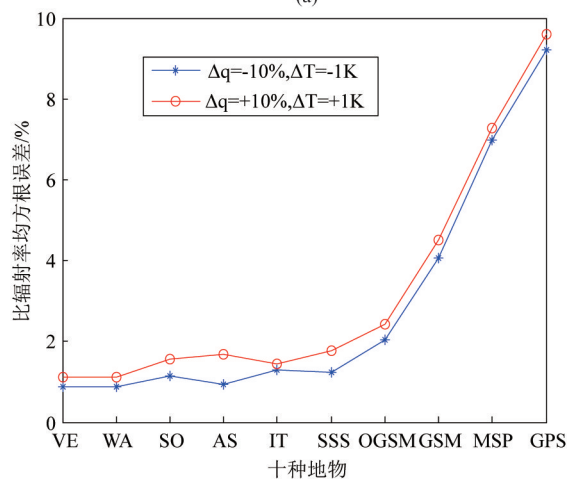
3.4 与 ISSTES 算法的精度对比

Borel (1998) 基于光谱平滑提出了 ISSTES 算法^[1], Borel (2008) 改进了 ISSTES 方法, 提出了新的代价函数以改进算法的反演精度^[2]。本论文与 ISSTES 算法进行了精度对比分析。观测数据上添加 NEAT = 0.2 K 的高斯随机噪声, 大气下行辐射采用具有误差的大气温湿度廓线(湿度廓线误差 $\pm 10\%$ 和温度廓线误差 ± 1 K) 经 MODTRAN 模拟获得。

图 7 是两种算法结果的对比情况。可以看出, 针对高比辐射率地物, 两种算法反演精度基本一致, ISSTES 算法稍微偏优。针对低比辐射率地物, 本文



(a)



(b)

图6 大气下行辐射误差对地表温度/比辐射率反演的影响 (a) 地表温度 (b) 地表比辐射率

Fig. 6 Influence of atmospheric downward radiance error on LST/LSE. (a) RMSE of retrieved temperature (b) RMSE of relative emissivity errors

算法精度优于 ISSTES, 对于最低比辐射率的 GPS, 温度/比辐射率反演精度提高约 0.5 K 和 2.1%。这是由于大气下行辐射误差对低比辐射率地物的影响更大, 本文算法能够削弱大气下行辐射误差影响, 提升反演结果的精度。此外, 算法耗时 20 s, ISSTES 算法计算时间约为 47 min, 算法具有更高的运算效率。

4 地面实测验证与分析

为了评估该算法应用于实测数据的反演精度, 选取法国研究中心 LSIIT (Laboratory of sciences for image, computer sciences and remote sensing) 实验室 Nerry 研究员提供的样品测量数据^[10] 进行验证。其中, 样品比辐射率的参考真值是实验室测量值; 样品真实温度是利用热红外波谱仪 (BOMEM MR250) 的

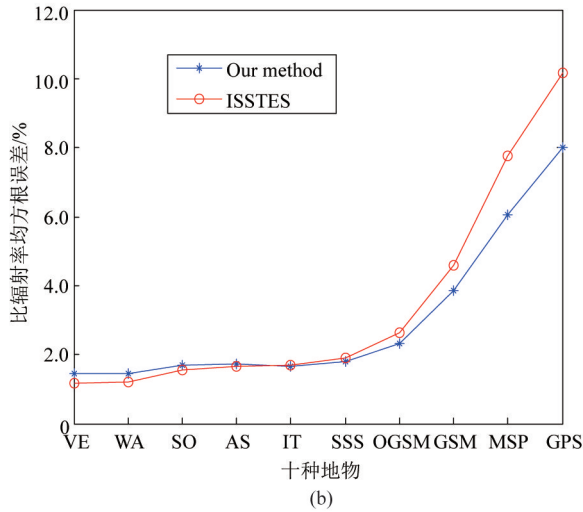
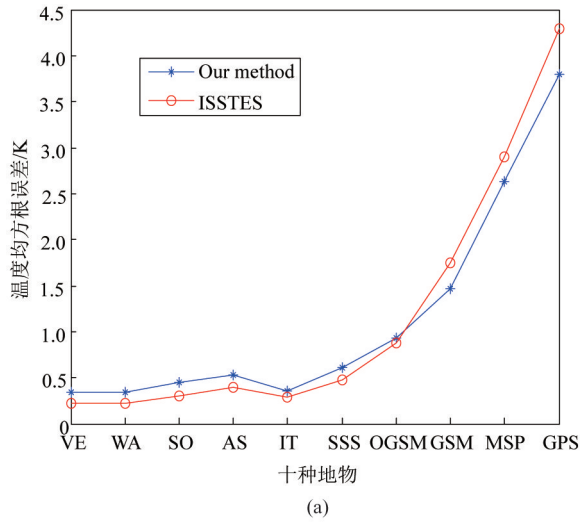


图7 两种算法反演精度对比(a)地表温度(b)地表比辐射率

Fig. 7 The accuracy of our method and ISSTES method (a) RMSE of retrieved temperature (b) RMSE of retrieved relative emissivity

测量数据,结合金板测量数据及实验室测量的比辐射率计算得到的,将该温度作为参考真值用于算法验证^[5]. BOMEM 能够测量 750 ~ 3 000 cm⁻¹ 范围内的地物波谱数据,其波谱分辨率为 4 cm⁻¹,波谱间隔为 2 cm⁻¹,每次测量时间为 6 s(100 次扫描的平均值). 共 11 种样本,其中 2 种样本测量误差较大,因此选取了其它 9 种样本进行测试(表 3).

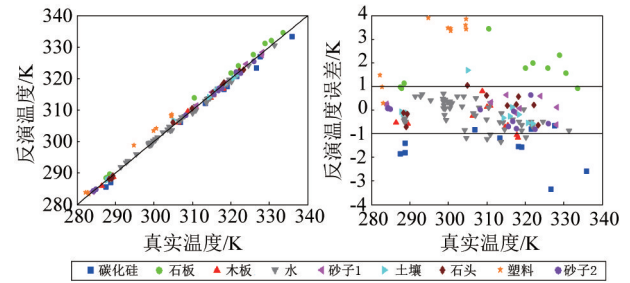
图 8 是 9 种样品温度反演结果. 可以看出,9 种样品中碳化硅、石板和塑料的温度反演误差较大,其他 6 种样品的温度反演误差 0.55 K. 此外,9 种样本的观测数据共计 138 个,其中 106 个观测值反演的温度误差在 1 K 以内,占总测量样本数的 76.81%. 误差较大的原因:(1)估算的样本真实温度有误差. 真

表 3 地面实测数据样品介绍^[10]

Table 3 Nine materials' composition of validation data

名称	描述
碳化硅	碳化硅粉末,颗粒大小约 120 μm
石板	均质而且平坦的石板. 组成: SiO ₂ (60%), Al ₂ O ₃ (17%), Fe ₂ O ₃ (7.6%), K ₂ O(3.9%), MgO(2.5%), ...
木板	胶合板
水	水
沙子 1	摩洛哥沙子. 红色,颗粒小于 750 μm. 组成: SiO ₂ (97.4%), Al ₂ O ₃ (0.7%), ...
土壤	内盖夫沙漠土壤,颗粒小于 2 mm. 组成: SiO ₂ (42.2%), CaO(22.8%), Al ₂ O ₃ (5.5%), Fe ₂ O ₃ (2.7%), ...
石头	平坦粗糙均质的石头. 组成: SiO ₂ (77%), Al ₂ O ₃ (12.6%), K ₂ O(4.6%), Na ₂ O(3.1%), Fe ₂ O ₃ (1.2%), ...
塑料	挤压型塑料
沙子 2	枫丹白露类沙子,颗粒小于 750 μm. 组成: SiO ₂ (98.4%), Al ₂ O ₃ (0.6%)

实温度估算过程中包含很多误差,如实验室测得的光谱样本数太少导致比辐射率测量具有误差;地面试验时,非接触式温度计测量的样本温度数据含有仪器噪声带来的误差等;(2)由于样本的非均质和非同温问题,实际测量时 BOMEM 和温度计由于瞬时视场角的不同,会导致获取的温度不同.



(a)反演温度与真实温度对比图 (b)反演温度误差图

图 8 样本温度反演结果(a)反演温度与真实温度对比图(b)反演温度误差图

Fig. 8 The results of the retrieved LST (a) the retrieved temperature compared with the estimated actual temperature (b) the retrieved temperature bias

图 9 是样本比辐射率反演结果. 可以看出,样本比辐射率反演值与真值的差值小于 0.02,反演标准差小于 0.008(除了塑料样本),土壤具有最高的反演精度,塑料的反演结果稳定性较差,石头的反演结果误差有整体的偏移. 可能的原因有下:(1) BOMEM 设备和实验室测量仪器测量样本的位置不同,而样本表面不均匀,有些样本表面甚至不平整;(2) BOMEM 和温度计不同的仪器瞬时视场角导致测量样本的位置不同,地面测量试验过程中无法避免;(3)样本自身属性的复杂性也会导致反演的结

果较差,实验室测得的塑料比辐射率谱波动剧烈,而且塑料样本中部分样本的观测数据与其他样本差异较大.因此,实验室测量误差也可能导致与反演结果出现较大差异,此外,石头表面成分的不均匀性也是导致比辐射率测量误差的原因之一.

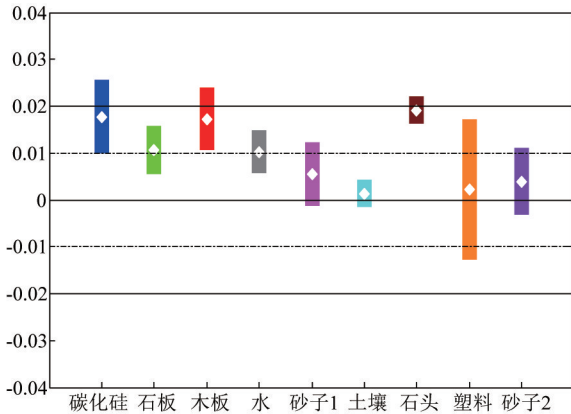


图9 样本比辐射率反演结果.图中每个矩形带中央的白色菱形块表示比辐射率反演误差的均值,矩形带长度的一半表示反演的比辐射率的标准差

Fig.9 Results of the retrieved LSE. The deviation bars are centered on average bias of retrieved emissivity. The half-length of the bar is standard deviation of retrieved emissivity

5 结论

提出了一种基于大气吸收线特征的地表温度与比辐射率分离算法,该算法通过相邻通道的观测数据的组合削弱大气下行辐射影响,通过假设在一定波长范围内地物自身发射辐射和比辐射率不变化,实现了地表温度与比辐射率的分离.模拟结果表明:(1)对于高比辐射率地物,随机噪声对反演结果影响更大.(2)对于低比辐射率地物,大气下行辐射误差对反演结果影响更大.(3)算法能在一定程度上削弱大气下行辐射的误差的影响.(4)该算法对于低比辐射率地物的温度和比辐射率反演精度具有一定提升,具有较广的适用范围.(5)算法应用于地面实测数据时,约77%的温度反演结果小于1 K,比辐

射率误差均值不大于0.01.(6)计算时间相比现有算法大大缩短,可以作为高光谱热红外数据地表温度/比辐射率分离算法的有益补充.

References

[1] Borel C. C. . Surface emissivity and temperature retrieval for a hyperspectral sensor [C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, 1998. IGARSS 98. 1998 IEEE International, 1998, 1:546 - 549.

[2] Borel C. . Error analysis for a temperature and emissivity retrieval algorithm for hyperspectral imaging data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29 (17-18) : 5029 - 5045.

[3] Wang Xinghong ,OuYang Xiaoying ,Tang Bohui , et al. A New Method for Temperature/Emissivity Separation from Hyperspectral Thermal Infrared Data[C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International, 2008, 3: III - 286 - III - 289.

[4] Cheng Jie, Liu QinHuo, Li XiaoWen, et al. Correlation-based temperature and emissivity separation algorithm[J]. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 2008, 51(3) : 357 - 369.

[5] Ning Wang, Hua Wu, Fran? oise Nerry, et al. Temperature and Emissivity Retrievals From Hyperspectral Thermal Infrared Data Using Linear Spectral Emissivity Constraint [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2011, 49(4) :1291 - 1303.

[6] Li Zhao-Liang ,Becker F. ,Stoll M. P. , et al. Evaluation of Six Methods for Extracting Relative Emissivity Spectra from Thermal Infrared Images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 69(3) :197 - 214.

[7] Liang S. . Quantitative remote sensing of land surfaces [M]. Wiley-IEEE, 2004.

[8] Galve J M, Coll C, Caselles V, et al. An Atmospheric Radiosounding Database for Generating Land Surface Temperature Algorithms [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2008, 46(5) :1547 - 1557.

[9] Aumann H H, Chahine M T, Gautier C, et al. AIRS/AM-SU/HSB on the Aqua mission: design, science objectives, data products, and processing systems[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2003, 41(2) :253 - 264.

[10] Kanani K. , Laurent P, Nerry F. , et al. Directional effects consideration to improve out-doors emissivity retrieval in the 3-13 mum domain [J]. *Optics Express*, 2007, 15(19) :12464 - 12482.

(上接 608 页)

[20] Reuter D C, Richardson C M, Pellerano F A, et al. The thermal infrared sensor (TIRS) on landsat 8: design overview and pre-launch characterization [J]. *Remote Sensing*,

2015, 7(1) :1135 - 1153.

[21] Savitzky A, Golay M J. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures [J]. *Analytical chemistry*, 1964, 36(8) : 1627 - 1639.