文章编号: 0253-2239(2009)02-0394-06

基于维恩近似修正的热红外温度和发射率反演算法

徐 州 赵慧洁

(北京航空航天大学精密光机电一体化技术教育部重点实验室,北京 100083)

摘要 温度和发射率是热红外遥感中的两个最重要的参数。提出了一种基于维恩近似修正和阿尔法获得法 (ADE)的温度和发射率的反演方法。对维恩近似从基本原理上进行修正,利用 ADE 计算光谱大致形状以确定发 射率最大最小的波段,推导出了在修正维恩近似后各个波段发射率的关系,再利用这个关系以及最大最小值差 (MMD)模型计算实际的发射率。在 MMD 模型的选择上,比较了两种模型的精度,选择了精度较高的模型应用到 算法中。从算法的计算精度以及与别的方法的比较中可见,算法的精度和稳定性都比较好,温度的反演误差在 1 K 以内,发射率反演误差在 0.015 以内。

关键词 热红外遥感;温度;发射率;维恩近似;阿尔法获得法

中图分类号 TP751.1 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092902.0394

A Thermal Infrared Temperature and Emissivity Inversion Algorithm Based on Correction of Wien Approximation

Xu Zhou Zhao Huijie

(Key Laboratory of Precision Opto-Mechatronics Technology, Ministry of Education, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract Temperature and emissivity are the most important parameters in thermal remote sensing. A thermal temperature and emissivity separation algorithm based on Wien approximation and Alpha derived emissivity method (ADE) are proposed. This method corrected the Wien approximate based on the mathematical principle, and calculated the spectral shape using ADE to identify the band which had the maximum and minimum emissivity, then deduced the relationship of each band's emissivity after the correction of Wien approximate and derived the actual emissivity using this relationship and MMD model. For choosing better MMD model, this article compared the precision of two MMD model and applied the module which has higher precision in the algorithm. From the comparison with another method, the algorithm proposed here had higher precision and better stability. The inversion error of temperature is less than 1 K while which of emissivity is less than 0.015.

Key words thermal infrared remote sensing; temperature; emissivity; Wien approximation; Alpha derived emissivity method (ADE)

1 引 言

在热红外遥感中,陆地表面温度在全球气候变 化研究、热平衡研究、辐射估计和环境模型的建立中 有重要作用,而发射率能够用于矿物填图、环境监测 和目标检测等等^[1]。热红外遥感需要两个参数—— 地表温度和发射率,这样对于 N 个观测值始终会存 在N+1 个未知数,这在数学上是一个病态方程(illposed)的求解问题^[2]。对于热红外遥感来说,温度 和发射率的分离是一个关键问题。目前,人们基于 不同的假设提出了许多不同的方法,包括参考通道 法^[4]、发射率归一化法(NEM)^[3]、阿尔法获得法 (ADE)^[4]、比值法、ASTER TES 法^[5]、昼夜法^[6]等 等,都是基于各自的假设条件计算温度与发射率。这 些方法由于各种不同因素的限制都有一定的局限性。

基金项目:中国地质调查局项目(1212010816033,1212030616010)资助课题。

作者简介: 徐 州(1984-),男,硕士研究生,主要从事热红外高光谱遥感的参量反演及光谱解混等方面的研究。 E-mail: yurenzhou2000@163.com

导师简介:赵慧洁(1966-),女,教授,博士生导师,主要从事精密测量及遥感应用等方面的研究。

E-mail: hjzhao@buaa. edu. cn

收稿日期: 2008-04-23; 收到修改稿日期: 2008-08-23

其中应用比较广泛的是 ADE 和 ASTER TES 法。

ADE(Alpha derived emissivity method)方法^[4]从 维恩近似出发,对辐射亮度取对数,再利用多通道的 特性对各通道求平均再作差,可以把温度这个影响因 素去掉,得到发射率与 Alpha 谱之间的关系:

$$\lambda_{j} \ln \varepsilon_{j} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_{j} \ln \varepsilon_{j} = \alpha_{j} = \lambda_{j} \ln L_{j} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_{j} \ln L_{j} + K_{j}, \qquad (1)$$

式中 λ 为波长,ε 为发射率,N 为光谱的波段数,L 为 光谱辐射亮度,K 为一个只与波长有关的量。利用上 面的方法,可以计算出来发射率光谱的大致轮廓,而 各个波段真正的发射率值还需要一个附加的经验公 式来得到。Kealy等^[4]通过多次实验确定了发射率 均值与 Alpha 谱的方差之间的经验公式为

$$\overline{X} = c [\sigma_{\alpha_i}^2]^{1/M}, \qquad (2)$$

式中 \overline{X} 为发射率均值, $\sigma_{\alpha_j}^2$ 为 Alpha 谱的方差,c和 M为常数,随传感器的不同,这两个常数也会不同。

精度比较高的是 ASTER TES 算法^[5]。它结 合了 NEM 模块、MMD 模块和 RAT 模块,先用 NEM 方法计算温度和发射率的初值,再利用 RAT 方法计算β光谱。β光谱保持了光谱的形状。再利 用 MMD 模块中的发射率最大最小值的关系最终确 定各个波段的发射率。ASTER TES 算法结合三种 方法的优点,反演的精度比较高,但是它与 NEM 方 法一样,受到最大发射率的影响。

在综合 ADE 方法和 MMD 模块思想的基础上, 本文对维恩近似进行了修正,摈弃了单纯依靠 MMD 模块对 ADE 光谱进行空间平移的思想,提出了基于 维恩近似的修正和 ADE 最大最小值的温度和发射率 反演的方法。该方法的最大优点是,从普朗克热红外 方程出发,物理意义明确,计算精度高,并且适用范围 广。需要指出的是,由于大气的辐射与大气透过率对 温度与发射率的反演有较大影响,本文研究的对象是 经过了精确大气校正后的地表辐亮度。

2 算法的基本原理

温度和发射率之间的关系用普朗克定律表示: $L(T,\lambda) = \varepsilon B(T,\lambda) = \frac{\varepsilon c_1}{\pi \lambda^5 [\exp(c_2/\lambda T) - 1]},$ (3) 式中 L 为辐射亮度, B 为黑体辐射, T 为物体表面亮 温, c_1 , c_2 是两个常数, 分别为 3. 74151×10⁻¹⁶ W•m² 和 0. 0143879 mK。

普朗克方程在精度要求不高的情况下在短波波 段可以用维恩近似表示:

$$L_{j} = \frac{\varepsilon_{j}c_{1}}{\lambda_{j}^{5}\pi[\exp(c_{2}/\lambda_{j}T)]}, \qquad (4)$$

对维恩近似两边取对数并且整理可以得到

$$\lambda_{j}\ln\varepsilon_{j} = \lambda_{j}\ln L_{j} - \lambda_{j}(\ln C_{1} - \ln \pi) + 5\lambda_{j}\ln\lambda_{j} + \frac{c_{2}}{T}, \qquad (5)$$

对 N 个波段取平均可以得到:

$$\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\lambda_{j}\ln\varepsilon_{j} = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\lambda_{j}\ln L_{j} - \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\lambda_{j}(\ln C_{1} - \ln\pi) + \frac{5}{N}\sum_{j=1}^{N}\lambda_{j}\ln\lambda_{j} + \frac{c_{2}}{T},$$
(6)

上面两式相减,就能把温度的影响去掉,得到(1)式,(1)式中的 K 的表达如下所示:

$$K_{j} = -\lambda_{j} (\ln C_{1} - \ln \pi) + 5\lambda_{j} \ln \lambda_{j} + \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_{j} (\ln C_{1} - \ln \pi) - \frac{5}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_{j} \ln \lambda_{j}.$$

$$(7)$$

这样联立 N 个方程,可以求解得到光谱的形状。

2.1 维恩近似的修正

计算 Alpha 谱的时候,是基于普朗克定律的维恩近似,维恩近似之所以能够被采用,是因为在短波波段,做这样的近似,产生的误差不是很大。但是,这只能在精度要求不高的场合使用,当对反演精度要求较高时,维恩近似所产生的误差不能忽略。

通过维恩近似和普朗克定律的比较,维恩近似 的实际误差为

$$\Delta_j(T) = \frac{\exp(c_2/\lambda_j T)}{\exp(c_2/\lambda_j T) - 1},$$
(8)



Fig. 1 Error caused by Wien approximation

由Δ,造成的辐亮度相对误差为

 $δ = (L_{pj} - L_j)/L_{pj} = [Δ_j(T) - 1]/[Δ_j(T)], (9)$ 式中 L_{pj} 为由普朗克定律得到的第 j 个波段的辐亮 度值, L_j 为维恩近似得到的辐亮度值。δ 随波长的变 化趋势如图 1(温度取典型值 300 K)所示。从图中 可见,当波长从 12 μm 到 20 μm 时,相对误差从 0.02增加到 0.1,而当温度升高时,误差还会加大, 这种误差在当今的定量化遥感的要求下显得比较 大,限制了 ADE 方法在更长波段的使用。

因此,对维恩近似进行了如下修正:

$$L_{j} = \frac{\varepsilon_{j}c_{1}}{\lambda_{j}^{5}\pi[\exp(c_{2}/\lambda_{j}T)]} \cdot \Delta_{j}(T_{0}), \qquad (10)$$
$$j = 1, 2, \cdots, N$$

 $\Delta_{j}(T_{0}) = \frac{\exp(c_{2}/\lambda_{j}T_{0})}{\exp(c_{2}/\lambda_{j}T_{0}) - 1}, j = 1, 2, \cdots, N \quad (11)$

式中 T_0 是一个初始温度值,利用简化的 NEM 算法 计算 T_0 。一般来说, NEM 计算 温度的精度为 ±3 K^[5]。修正项的修正效果(这里假设物体实际温 度为 300 K,波长设在 12 μ m)如图 2 所示。



图 2 温度误差 5 K 以内的维恩近似修正效果 Fig. 2 Correction effect of Wien approximation within temperature error 5K

从图 2 中可见,当 T。的温度精度在±5 K时, 维恩近似修正的效果较好,修正后误差在±0.0015 之内。这样的误差在计算高精度的温度和发射率时 能够被接受。并且在实际的算法中加入了迭代的过 程,T。精度将随着迭代的进行不断的接近实际值, 这样由维恩近似造成的影响基本上可被消除。

2.2 ADE 光谱发射率最大最小波段的计算

对维恩近似进行修正以后,得到了新的 Alpha 谱:

$$\lambda_{j} \ln \varepsilon_{j} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_{j} \ln \varepsilon_{j} = \alpha'_{j}, \qquad (12)$$

$$\alpha'_{j} = \lambda_{j} \ln L_{j} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_{j} \ln L_{j} + K_{j} - \left[\lambda_{j} \ln \Delta_{j} (T_{0}) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \lambda_{j} \ln \Delta_{j} (T_{0})\right], \qquad (13)$$

利用(12)式可得到 N 个方程,再利用普朗克定律, 一共可得到 2N 个方程。利用牛顿法解这些方程组 成的方程组,可计算得到一组最优解,这一组最优解 包含的就是真实光谱的形状信息,但并不是真实的 光谱发射率值(因为虽然只有 N+1 个未知数而有 2N 个方程,但后面的 N 个方程与前面的 N 个方程 有本质的联系)。

计算得到 ADE 光谱后,认为 ADE 光谱的形状 是基本上与真实的光谱形状相吻合的,由此可以判 断出这些波段中发射率最大和最小的发射率所在的 位置,为计算真实的发射率做准备。

2.3 利用 MMD 模块计算真实发射率

利用 ADE 方法计算得到了发射率光谱的形状,还必须借助一个经验公式计算得到发射率的真实值。有很多的经验公式可借鉴使用,比如上面提到的发射率与 Alpha 谱方差之间的关系以及 Shunlin Liang^[7]提出的适用于 MODIS 和 ASTER 的最小发射率与各个波段之间的关系等。但目前应用比 较 广 泛 并 且 精 度 也 比 较 高 的 是 Alan Gillespie^[5]提出来的利用最小发射率与最大最小发射率差(MMD)之间关系的计算模型。

利用 MMD 的计算方法如下:

首先是计算相对发射率β谱:

$$\beta_j = \epsilon_j \Big/ \Big(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \epsilon_j \Big),$$
 (14)

再利用 β 谱的最大最小值计算 MMD:

 $D_{\rm MM} = \max(\beta_j) - \min(\beta_j).$ (15)

然后计算最小发射率:

 $\varepsilon_{\min} = 0.994 - 0.687 \times D_{MM}^{0.737}$. (16)

上述模型在本文称为 TES 模型。最后利用最 小发射率计算其他波段的发射率:

$$\epsilon_j = \beta_j \cdot \left[\frac{\epsilon_{\min}}{\min(\beta_j)}\right].$$
 (17)

以往的方法^[8]往往是在获得 ADE 光谱以后, 直接进行 MMD 模块的计算,这相当于把 ADE 光 谱在空间上进行了平移。但是,通过推导可见, ADE 获得光谱的各个波段发射率之间的关系并不 是线性,因此,单纯的利用 MMD 方法对 ADE 光谱 进行平移,显然不合理。为此,采用了下面的方法。

在(12)式中把第 *j* 个波段的方程减去第 *i* 个波段的方程,可以得到

$$\lambda_{j} \ln \varepsilon_{j} - \lambda_{i} \ln \varepsilon_{i} = \alpha'_{j} - \alpha'_{i}, \qquad (18)$$
$$i, j = 1, 2, \cdots, N$$

然后可以得到第 j 个波段的发射率与第 i 个波段发

射率之间的关系:

$$\ln \varepsilon_{j} = \frac{\alpha'_{j} - \alpha'_{i}}{\lambda_{j}} + \frac{\lambda_{i}}{\lambda_{j}} \ln \varepsilon_{i},$$

$$i, j = 1, 2, \cdots, N$$

$$\varepsilon_{j} = \exp\left(\frac{\alpha'_{j} - \alpha'_{i}}{\lambda_{j}}\right) \cdot (\varepsilon_{i})^{\lambda_{i}/\lambda_{j}},$$

$$i, j = 1, 2, \cdots, N$$
(19)

由(19)式可见,由 ADE 计算出来的各个波段之间 的发射率并不是呈线性关系的,而是呈指数关系,所 以,如果直接利用 MMD 模型对 ADE 进行平移,势 必会造成误差。因此,我们采用的方法是把(16)式 与(19)式得到的 N-1 个方程联立,这样,可以直接 解出 N 个波段的发射率。而(16)式中的最大发射 率和最小发射率波段根据 ADE 中所得到的波段之 间的大小关系来判断。

通过 Alan Gillespie 的研究发现^[2],当物质为灰体时,利用 MMD 模型计算最小发射率会带来较大的误差。所以,当 MMD 小于一个阈值时(这里设为 0.032)^[5],直接把波段最小发射率设为 0.983:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{\min} = 0.983, \qquad (20)$$

因此,当 D_{MM}<0.032 时,计算真实发射率采用(19) 式和(20)式所组成的 N 个方程的方程组来求解。

2.4 MMD 模型的选择

从 MMD 的计算模型可见,在不考虑大气影响 的情况下,给定热红外图像的温度与发射率的反演 精度由 ε_{min}唯一确定,这说明 ε_{min}的计算是 MMD 模 块的核心,同时也是 ASTER TES 方法的核心,ε_{min} 起着至关重要的作用。但在实际的图像中,地物的 类型差异、地物本身性质如表面温度、粗糙度、含水 量等不确定因素的变化都影响着比辐射率的大小。 祝善友等人^[9]认为,ASTER TES 中使用的 MMD 模型精度有限,需进行改进。他利用中科院上海技 术物理研究所研制的实用型模块化成像光谱仪的 8 个热红外通道的中心波长,通过插值的方法生成了 128 种地物的发射率光谱,并且通过拟合,对 MMD 模型进行了计算,得到的改进模型(称为 MTES 模 型)如下:

 $\varepsilon_{min} = 0.9845 - 0.7974 \times D_{MM}^{0.8759}$, (21) MMD 的修正模型是利用归一化发射率建立起来 的,与原来的 MMD 模型比较有两点优势:1)、修正 模型考虑了不同图像中地物的类型差异,充分利用 了每种地物两个发射率之间的对应关系,而与地物 的分布位置无关;2)、修正模型考虑了图像上地物分 布面积大小的差异。 分别使用两种不同的模型进行发射率的反演, 并且比较两种模型的精度,选择适合我们算法的 MMD模型。

2.5 物质表面温度的计算

一般来说,利用某个波段的发射率和辐射亮度 都可以计算出一个亮度温度值,但是计算的精度会 有所差别。这时候,选用最大发射率所在的波段计 算物质的亮度温度,精度较高,因为最大发射率波段 受大气的辐射影响最小^[3],温度计算公式为

$$T = \frac{c_2}{\lambda_{b*}} \left[\ln \left(\frac{\varepsilon_{b*} c_1}{L_{b*} \pi \lambda_{b*}^5} + 1 \right) \right]^{-1}, \qquad (22)$$

这里, b*是发射率最大的那个波段值(大气下行辐射的校正最小)。

3 算法的流程

算法流程如图 3 所示。





4 光谱库模拟数据结果

利用模拟数据进行验证的方法是:先选择光谱库 中典型地物的发射率光谱,设置地面温度为 300 K, 利用普朗克定律计算出辐射亮度,把辐射亮度当作 观测的辐亮度值输入到算法中进行反演。然后把反 演得到的发射率光谱和地物温度与已知发射率和温 度值进行比较,从而确定算法反演的精度。

4.1 两种 MMD 模型的精度比较

为了比较两种不同的 MMD 模型的反演精度的 差异以及反演误差随材料不同而变化的大小,也就 是两种 MMD 模型反演性能的稳定性,特地从 ASTER 热红外光谱数据库中选取了 54 条不同物 质的光谱。其中有 10 种矿物,19 种的岩石,13 种的 土壤,4 种植被和 8 种水体及冰雪,如表 1 所示。由 于光谱库中的光谱波段的中心波长有些波段与实际 的 ASTER 5 个热红外波段中心波长不一致,所以 对这些波段进行线性插值,得到相应波段的发射率。 由于光谱库中的光谱波长间隔很小,对其进行线性 插值不影响算法的精度。

表1 54 种物质的编号以及所属类别

Table1 Number and type of 54 materials

No.	1~10	$11\!\sim\!29$	$30\!\sim\!42$	$43 \sim \! 46$	$47\!\sim\!54$
M. 1	M: 1	ר ח	C 1	DI (Water
Material	Mineral	KOCK	Soil	Plant	& ice

对发射率的五个波段求均方误差(rms),rms的 计算公式为

$$\Delta_{\rm rms_i} = \sqrt{\sum_{j=1}^{l} (r_{ij} - p_{ij})^2 / l}, \qquad (23)$$

式中*i*表示第*i*种物质,*j*表示第*j*个波段,*r_{ij}*表示第 *i*种物质第*j*个波段的真实发射率值,*p_{ij}*表示第*i*种 物质第*j*个波段的反演发射率值。rms 计算得到的 是每种物质的反演得发射率的平均误差。

利用 TES 模型和 MTES 模型对各种物质的发 射率反演的 rms 的散点图如图 4 所示。



图 4 两种 MMD 模型反演发射率的 rms

Fig. 4 Inversion rms of two MMD models

从 rms 这个判断准则来看,两种 MMD 模型的 性能差不多。但是在模型点上 TES 模型的误差会 出现个别极大值,而 MTES 模型相对于整体来说, 误差均比较小,没有出现 rms 误差特别大的情况。 从表 2 的结果可也看出,两种 MMD 模型都对岩石 的光谱反演出现的误差比较大,而对水体的反演误 差比较小,这和算法对灰体的处理上有关系。从发 射率的角度看,利用 MTES 模型要比 TES 模型精 度略高。

表 2 两种 MMD 模型对不同类别物质的反演精度 Table 2 Inversion precision of different kinds of matter using two MMD models

	TES model	MTES model
Mineral	0.0061 ± 0.0070	0.0086 ± 0.0039
Rock	0.0125 ± 0.0059	0.0110 ± 0.0064
Soil	0.0099 ± 0.0056	0.0087 ± 0.0063
Plant	0.0078 ± 0.0036	0.0062 ± 0.0047
Water & ice	0.0029 ± 0.0046	0.0028 ± 0.0043
Total	0.0089 ± 0.0065	0.0084 ± 0.0061

表3是温度反演误差的统计学(在统计中,不考虑正负,仅考虑差异大小)比较。从表中可以看出, 无论是温度反演误差的均值还是标准差上,利用 MTES模型进行反演都要比利用 TES模型进行反 演要小,这也说明 MTES模型要比 TES模型更加 的稳定。另外,还可以看出,本文的算法对水体和植 被的反演精度会比较高,而对矿物岩石的反演精度 稍微低。

表 3 两种 MMD 模型反演的温度误差的统计学比较

Table 3 Statistic comparison of temperature inversion

error by two MMD models

	Max	Min	Mean	Standard
	error $/K$	error $/K$	$error \ /K$	error /K
TES	1.6215	0.0022	0.5373	0.4044
MTES	-1.3389	0.0022	0.5096	0.3665

4.2 与 ASTER TES 的精度比较

ASTER TES 是 ASTER 的官方数据处理方法,也是精度比较高的一种温度与发射率的反演方法。为了验证本文所提的算法的精度,特地利用上面所说的 54 种物质,来比较两种方法的结果。由于



图 5 本文算法与 ASTER TES 算法反演发射率的 rms Fig. 5 RMS of inversion emissivityby this and ASTER TES algorithms

已经知道 MTES 模型要比 TES 模型更加精确并且
更加稳定,所以这里采用 MTES 模型的反演结果。
两种算法反演发射率的 rms 散点图如图 5 所示。
不同类别物质的发射率反演的 rms 如表 4 所示。
表 4 本文算法与 ASTER TES 算法对不同物质的发射率
反演 rms 比较

Table 4 Emissivity inversion rms comparison of different matters using ASTER TES and our algorithm

	ASTER TES	Our algorithm
Mineral	0.0065 ± 0.0068	0.0086 ± 0.0039
Rock	0.0123 ± 0.0060	0.0110 ± 0.0064
Soil	0.0095 ± 0.0055	0.0087 ± 0.0063
Plant	0.0051 ± 0.0022	0.0062 ± 0.0047
Water & ice	0.0059 ± 0.0034	0.0028 ± 0.0043
Total	0.0091 ± 0.0060	0.0084 ± 0.0061

从发射率光谱的 rms 来看,ASTER TES 也在 个别点出现了比较大的误差,而本文算法在整体精 度上表现得比较好。从整体的 rms 来说,ASTER TES 的误差为 0.0091±0.0060,而本文算法的 rms 为 0.0084±0.0061,要比 ASTER TES 略优。

从表 5 可见,本文算法的温度反演误差基本上 与 ASTER TES 相近,且在一定程度上要优于 ASTER TES。不论是温度反演误差的最大值、最 小值、均值还是标准差,本文算法都要比 ASTER TES 要小,所以在精度和稳定性上要比 ASTER TES 方法要好。

表 5 本算法与 ASTER TES 算法温度反演误差的 统计学比较

Table 5Statistic comparison of temperature inversionerror by ASTER TES and our algorithm

	Max	Min	Mean	Standard
	error /K	error /K	$error \ /K$	error $/K$
ASTER	1 6215	-0.0172	0 5535	0 3785
TES	1.0210	0.0172	0.0000	0.0700
Our	-1 3389	0 0022	0 5096	0 3665
algorithm	1.0000	0.0000	0.0050	0.0000

5 结 论

提出了一种基于维恩近似修正和 ADE 的温度 发射率反演的方法。本文的方法有以下优点:1)反 演的精度基本不受初值选择的影响,因为初值选取 带来的误差可以在迭代过程中被慢慢消化;2)摒弃 了在获得光谱形状之后直接利用 MMD 模块对光谱 进行空间平移的思想,而是利用各个波段发射率的 关系式和 MMD 方程直接求解的方法计算实际的光 谱发射率,可以解决空间平移带来的误差,精度比较 高;3)通过比较选择比较优的 MMD 模型,可以提高 精度;4)使用范围比较广。

从计算结果可见,本文算法对植被和水体的反 演精度整体上可以达到温度误差在 0.5 K 左右,发 射率误差在 0.01 以内。而对矿物和岩石,温度反演 精度为 1 K 左右。通过与 ASTER TES 算法的比 较可以看出,本文的算法精度和稳定性上都比较高。

本文算法在矿物和岩石的反演精度比植被和水体要差,究其原因,只要是在一种物体是灰体的假设下,直接采用了最小发射率为 0.983 的模型,由于这个模型主要是针对植被和水体得到的,所以对矿物和岩石应用时自然精度会降低。

参考文献

- 1 Peixin Hu, Qimin Lu, Rong Shu *et al.*. An airborne pushbroom hyperspectral imager with wide field of view [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2005, 3(12): 689~691
- 2 Shunlin Liang. Inversion of land surface temperature and emissivity simultaneously from multispectral thermal infrared imagery[C]. *IEEE Proceedings of IGARSS*, 2000. 3133~3135
- 3 Zhao-liang Li, F. Becker, M. P. Stoll et al.. Evaluation of six methods for extracting relative emissivity spectra from thermal infrared images [J]. Remote Sensing of Environments, 1999, 69(3): 197~214
- 4 P. S. Kealy, S. J. Hook. Separating temperature and emissivity in thermal infrared multispectral scanner data: implications for recovering land surface temperatures [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1993, **31**(6): 1155~1164
- 5 Gillespie A. R., Rokugawa S., Matsunaga T. *et al.*. A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and reflectance radiometer (ASTER) images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(4): 1113~1126
- 6 Wan Z, Li Z L. A physics-based algorithm for retrieving land surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35: 980~996
- 7 Shunlin Liang. An optimization algorithm for separating land surface temperature and emissivity from multispectral thermal infrared imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(2): 264~274

8 Tang Shihao, Zhu Qijiang, Su Lihong. Thermal infrared TES algorithm based on corrected alpha difference spectrum[J]. J. Infrared Millim. Wave, 2005, 24(4): 286~290 唐世浩,朱启疆,苏理宏. 基于订正 ALPHA 差值谱的热红外温 度与发射率分离算法[J]. 红外与毫米波学报, 2005, 24(4): 286~290

9 Zhu Shanyou, Zhu Xun, Yin Qiu *et al.*. Modification of temperature and emissivity separation model and its sensitivity analysis[J]. J. Infrared Millim. Wave, 2006, 25(1): 71~76 祝善友,朱 迅,尹 球等. 温度与发射率分离模型的改进及其 敏感性分析[J]. 红外与毫米波学报, 2006, 25(1): 71~76