

基于最大熵估计 Alpha 谱缩放与平移量的温度与发射率分离算法

刘俊池 李洪文 王建立 刘欣悦 马鑫雪

A temperature and emissivity separation algorithm based on maximum entropy estimation of alpha spectrum's scaling and translation

Liu Jun-Chi Li Hong-Wen Wang Jian-Li Liu Xin-Yue Ma Xin-Xue

引用信息 Citation: [Acta Physica Sinica](#), 64, 175205 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.175205

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.175205>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I17>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

先进微波成像诊断技术中高通滤波板的优化设计

Optimization design of dichroic plate for the advanced technology in microwave imaging diagnostic

物理学报.2015, 64(16): 165202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.165202>

水平温差对环形浅液池内 Marangoni-热毛细对流的影响

Effect of horizontal temperature difference on Marangoni-thermocapillary convection in a shallow annular pool

物理学报.2015, 64(14): 140202 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.140202>

轴对称构件受力分析的插值粒子法

Interpolating particle method for mechanical analysis of space axisymmetric components

物理学报.2015, 64(10): 100204 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.100204>

大气风场和温度对无线电声波探测系统探测高度影响的数值研究

A numerical study of effects on detection height of a radio acoustic sounding system influenced by atmospheric wind and temperature

物理学报.2015, 64(10): 100205 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.100205>

HL-2A 托卡马克上的边缘局域模特性初步研究

Preliminary behavior studies of edge localized modes on HL-2A

物理学报.2012, 61(20): 205201 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.205201>

# 基于最大熵估计 Alpha 谱缩放与平移量的温度与发射率分离算法\*

刘俊池<sup>1)2)</sup> 李洪文<sup>1)†</sup> 王建立<sup>1)</sup> 刘欣悦<sup>1)</sup> 马鑫雪<sup>1)</sup>

1) (中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033)

2) (中国科学院大学, 北京 100049)

(2015年3月6日收到; 2015年4月17日收到修改稿)

在热红外波段, 为了使温度与发射率分离过程不依赖数据库提供的经验信息, 并且实现更高的反演精度和更快的计算速度, 研究了一种新的温度与发射率分离算法. 首先, 在维恩近似原理的基础上, 求解了 Alpha 谱分布, 并利用 Alpha 谱描述光谱发射率的形状信息. 其次, 改进了最大熵温度与发射率分离算法: 应用最大熵估计模型对 Alpha 谱缩放与平移量进行估计, 减少了待估计参数的数量, 大幅简化了求解过程. 最后, 进行了算法的数值仿真实验: 求解了典型地物目标的温度与光谱发射率, 并且分析了算法对系统噪声的鲁棒性. 仿真数据表明: 发射率估计的最大 RMSE 为 0.017, 温度估计的最大绝对误差的绝对值为 0.62 K; 对系统添加测量信噪比为 11 的高斯白噪声, 发射率估计的相对 RMSE 为 2.67%, 温度估计的相对误差为 1.26%. 结果表明: 本文所述算法求解精度高, 计算速度快, 具备良好的鲁棒性.

**关键词:** 温度, 发射率, Alpha 谱, 最大熵

**PACS:** 52.70.KZ, 02.60.Cb, 42.30.Va, 61.80.Ba

**DOI:** 10.7498/aps.64.175205

## 1 引言

在热红外波段, 测量目标温度的方法主要有: 单波段测温法、双波段比色测温法以及多波段测温法<sup>[1-3]</sup>. 其中, 单波段测温法测量目标的亮度温度, 双波段比色测温法测量目标的比色温度, 在数学的定义上, 两者皆非目标的真实温度. 在多波段测温法中, 对应  $m$  个观测波段, 有  $m + 1$  个未知参数 (温度与光谱发射率) 需要求解, 这在数学上属于病态 (ill-posed) 问题. 因此, 需要利用恰当的数学方法, 将目标的温度与光谱发射率进行分离, 这样的方法被称为温度与发射率分离法 (temperature and emissivity separation method, TES 方法). 由此计算获得的温度数值, 在数学的定义上, 是目标的真实温度. 目前, TES 方法被广泛地应用于地面遥感测量中.

上世纪 90 年代, 传统的 TES 方法在理论与应用方面发展成熟; 具有代表性的方法有: 参考通道法<sup>[4]</sup>、阿尔法导出法 (ADE)<sup>[4]</sup>、昼夜法<sup>[5]</sup>、发射率归一化法 (NEM)<sup>[6]</sup>、ASTER TES 法<sup>[7]</sup> 等. 这些方法基于各自的假设模型, 对温度和光谱发射率进行近似计算<sup>[8]</sup>. 其中, Alan Gillespie 提出的 ASTER TES 法是公认的精度最高的方法. 该方法集合了 NEM 模块、RAT 模块和 MMD 模块; 应用 NEM 模块计算温度和发射率的初值, 应用 RAT 模块计算  $\beta$  谱分布, 应用 MMD 模块计算最小发射率, 并由此推导获得光谱发射率的绝对数值. 然而, ASTER TES 法虽然获得了较高的计算精度, 但在 MMD 模块中, 最小发射率是基于 ASTER 波谱数据库拟合的经验公式计算获得的. 换言之, ASTER TES 法的计算精度, 在一定程度上, 依赖于 ASTER 波谱数据库的准确性. 在地面遥感测量中, 测量目标

\* 国家高技术研究发展计划 (批准号: 2014AAXXX1003X) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: lihongwen1970@yahoo.com

的类型比较固定, 大致分为水体、植被、土壤、矿物、建筑材料等, 因此比较容易建立准确翔实的数据库<sup>[9-15]</sup>. 然而, 对于某些难以建立数据库的应用场景, ASTER TES法显然不能适用. 实际上, 与ASTER TES法相似, 前述的众多方法基本都依赖于数据库提供的经验信息.

近年来, 一些遥感学家将先进的估计模型应用于TES的求解过程中, 最具代表性的方法是Barducci提出的最大熵温度与发射率分离算法(Maximum Entropy TES Algorithm, MaxEnt TES算法)<sup>[16-18]</sup>. MaxEnt TES算法将待求解的温度与光谱发射率参数抽象为随机变量, 应用最大熵估计模型(Maximum Entropy estimation, MaxEnt估计模型)求解随机变量的估计值. 最大熵估计的优点, 是在没有任何先验信息的情况下, 可以实现高精度的估计. MaxEnt TES算法充分利用了这一优点, 求解过程不依赖数据库提供的经验信息. 由此, 极大地扩展了TES方法的应用背景. 然而, 最大熵估计的缺点是求解过程过于复杂, 而MaxEnt TES算法并未对求解过程进行有效简化, 这使其难以适用于高分辨率的多波段红外图像的求解. 考虑MaxEnt TES算法存在的问题, 提出了New MaxEnt TES算法. New MaxEnt TES算法引入Alpha谱用于描述光谱发射率的形状信息. Alpha谱的概念最早是由Kealy和Gabell提出的<sup>[19]</sup>. 在对普朗克方程进行维恩近似的基础上, 生成了一条与光谱发射率形状近似、但绝对数值不同的谱线<sup>[20-22]</sup>. 基于Alpha谱的此项特征, 应用MaxEnt估计模型对Alpha谱关于光谱发射率的缩放与平移量进行估计, 由此, 求解出温度与光谱发射率的估计值.

## 2 MaxEnt TES算法

### 2.1 基本模型

在目标的多波段红外成像中, 对应 $m$ 个观测方程, 有 $m+1$ 个未知参数( $\{\varepsilon_k\}$ 与 $T$ )需要求解; 该问题在数学上属于病态问题. Barducci将 $\{\varepsilon_k\}$ 与 $T$ 抽象为随机变量 $\{e_k\}$ 与 $t$ , 以随机变量的信息熵为目标函数, 以观测方程为约束条件, 建立了MaxEnt TES算法的数学模型, 其表达为

$$H(e_1, \dots, e_m, t) = - \int_{\Omega_{e_1}} \dots \int_{\Omega_{e_m}} \int_{\Omega_t} f(e_1, \dots, e_m, t)$$

$$\times \log(e_1, \dots, e_m, t) de_1 \dots de_m dt, \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \int_{\Omega_{e_1}} \dots \int_{\Omega_{e_m}} \int_{\Omega_t} f(e_1, \dots, e_m, t) de_1 \dots \\ \times de_m dt = 1, \\ \int_{\Omega_{e_1}} \dots \int_{\Omega_{e_m}} \int_{\Omega_t} \mu_k(e_k, t) f(e_1, \dots, e_m, t) \\ \times de_1 \dots de_m dt = \hat{\mu}_k, \\ k = 1, \dots, m, \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $H(\dots)$ 为随机变量的信息熵;  $f(\dots)$ 为联合分布概率密度函数;  $\mu_k(\dots)$ 为约束函数, 由观测方程抽象获得;  $\hat{\mu}_k$ 为 $\mu_k(\dots)$ 的数学期望, 数值为目标观测值. MaxEnt估计问题的本质, 是信息熵 $H(\dots)$ 的最大值优化问题. 概率密度函数 $f(\dots)$ 的通解形式为

$$\begin{cases} f(e_1, \dots, e_m, t) \\ = \frac{\exp \left[ \sum_{k=1}^m l_k \mu_k(e_k, t) \right]}{Z(l_1, \dots, l_m)}, \\ Z(l_1, \dots, l_m) \\ = \int_{\Omega_{e_1}} \dots \int_{\Omega_{e_m}} \int_{\Omega_t} \exp \left[ \sum_{k=1}^m l_k \mu_k(e_k, t) \right] \\ \times de_1 \dots de_m dt, \\ \frac{\partial}{\partial l_k} \log Z(l_1, \dots, l_m) = \hat{\mu}_k, \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $l_1, \dots, l_m$ 为拉格朗日乘子(Lagrange multiplier); 则未知参数 $\{\varepsilon_k\}$ 与 $T$ 的估计值为

$$\hat{\varepsilon}_k = E[e_k] = \int_{\Omega_{e_1}} \dots \int_{\Omega_{e_m}} \int_{\Omega_t} e_k f(e_1, \dots, e_m, t) \times de_1 \dots de_m dt, \quad (4)$$

$$\hat{T} = E[T] = \int_{\Omega_{e_1}} \dots \int_{\Omega_{e_m}} \int_{\Omega_t} t f(e_1, \dots, e_m, t) \times de_1 \dots de_m dt. \quad (5)$$

### 2.2 线性近似处理

前述问题中, 由于存在随机变量 $t$ 的指数项, 难以求得概率密度函数 $f(\dots)$ 的解析表达式, 因此有必要对约束函数 $\mu_k(\dots)$ 进行线性近似处理:

$$\mu_k(\Delta e_k, \Delta t) \approx e_{0k} B(\lambda_k, t_0) + \Delta e_k B(\lambda_k, t_0) + e_{0k} \Delta B(\lambda_k, t_0, \Delta t), \quad (6)$$

$$\Delta B(\lambda_k, t_0, \Delta t) \approx B(\lambda_k, t_0) \beta(\lambda_k, t_0) \Delta t, \quad (7)$$

$$\beta(\lambda_k, t_0) = \frac{\exp(C_2/\lambda_k t_0) C_2}{\exp(C_2/\lambda_k t_0) - 1 \lambda_k t_0^2}, \quad (8)$$

其中,  $\lambda_k$  为各观测波段中心波长;  $\{e_{0k}\}$  与  $t_0$  是常量;  $B(\dots)$  为普朗克方程. 经过线性近似处理, 概率密度函数  $f(\dots)$  的通解形式为

$$\left\{ \begin{aligned} & \frac{f(\Delta e_1, \dots, \Delta e_m, \Delta t)}{Z(l_1, \dots, l_m)} \\ & \exp \left[ \sum_{k=1}^m l_k \mu_k(\Delta e_k, \Delta t) \right] \\ & = \frac{Z(l_1, \dots, l_m)}{Z(l_1, \dots, l_m)} \\ & = \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \dots \int_{\Omega_{\Delta e_m}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \exp \left[ \sum_{k=1}^m l_k \mu_k(\Delta e_k, \Delta t) \right] \\ & \quad \times d\Delta e_1 \dots d\Delta e_m d\Delta t, \\ & \frac{\partial}{\partial l_k} \log Z(l_1, \dots, l_m) = \hat{\mu}_k. \end{aligned} \right. \quad (9)$$

则未知参数  $\{\varepsilon_k\}$  与  $T$  的估计值为

$$\hat{\varepsilon}_k = e_{0k} + E[\Delta e_k], \quad (10)$$

$$\begin{aligned} E[\Delta e_k] &= \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \dots \int_{\Omega_{\Delta e_m}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \Delta e_k \\ & \quad \times f(\Delta e_1, \dots, \Delta e_m, \Delta t) \\ & \quad \times d\Delta e_1 \dots d\Delta e_m d\Delta t, \end{aligned} \quad (11)$$

$$\hat{T} = t_0 + E[\Delta t], \quad (12)$$

$$\begin{aligned} E[\Delta t] &= \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \dots \int_{\Omega_{\Delta e_m}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \Delta t \\ & \quad \times f(\Delta e_1, \dots, \Delta e_m, \Delta t) \\ & \quad \times d\Delta e_1 \dots d\Delta e_m d\Delta t. \end{aligned} \quad (13)$$

### 2.3 温度估计区间选择 (TRS)

前述问题的求解过程中, 需要确定温度的估计区间. 通过经验估计, 确定发射率的大概分布区间  $[e_{\min}, e_{\max}]$  以及温度的大概分布区间  $[t_{\min}, t_{\max}]$ . 由观测方程计算得到以下参数

$$T_{B \max}(k) = B^{-1}(\hat{\mu}_k/e_{\min}), \quad (14)$$

$$T_{B \min}(k) = B^{-1}(\hat{\mu}_k/e_{\max}), \quad (15)$$

其中,  $B^{-1}(\dots)$  为普朗克方程的反函数. 则前述算法中温度的估计区间为  $[T_{\min}, T_{\max}]$ , 其中  $T_{\min}$  和  $T_{\max}$  表达为

$$T_{\max} = \min \{t_{\max}, \{T_{B \max}(k)\}\}, \quad (16)$$

$$T_{\min} = \max \{t_{\min}, \{T_{B \min}(k)\}\}. \quad (17)$$

经计算, 若  $T_{\max} < T_{\min}$ , 则适当减小  $e_{\min}$  并增大  $e_{\max}$ ; 若  $T_{\max} > T_{\min}$ , 则发射率的估计区间  $[\varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max}]$  满足以下关系:

$$\varepsilon_{\max} = e_{\max}, \quad (18)$$

$$\varepsilon_{\min} = e_{\min}. \quad (19)$$

$\{e_{0k}\}$  在估计区间  $[\varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max}]$  的取值服从高斯随机分布;  $t_0$  满足以下关系:

$$t_0 = \frac{T_{\max} + T_{\min}}{2}. \quad (20)$$

MaxEnt TES 算法的流程图如图 1 所示.

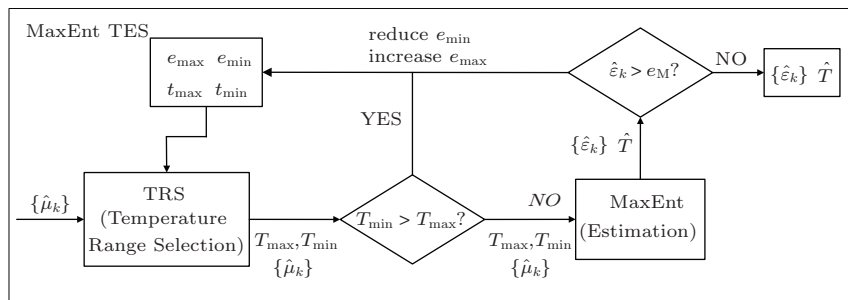


图 1 MaxEnt TES 算法的流程图

Fig. 1. Flowchart of the MaxEnt TES algorithm.

### 3 New MaxEnt TES 算法

从 MaxEnt TES 算法的数学模型不难发现, 概率密度函数  $f(\dots)$  的通解形式中, 包含了随机变量的多重积分形式, 且观测波段越多, 积分次数就越

多. 又从 MaxEnt TES 算法的流程图可以看出, 由于没有提供任何先验信息, 算法需要通过多次迭代计算以确定温度估计区间; 而每一步的迭代过程都需要对 MaxEnt 估计模型进行求解, 消耗了大量的计算成本. 显然, MaxEnt TES 算法不能适应高分辨率的红外多波段图像的反演求解.

New MaxEnt TES算法, 通过计算目标表面发射率的Alpha谱, 并应用MaxEnt估计模型对Alpha谱缩放和平移量进行估计, 从而求解出真实的温度和发射率分布.

### 3.1 求解Alpha谱

普朗克方程的维恩近似(Wien approximate) 表达为

$$L(T, \lambda) = \varepsilon(\lambda)B(\lambda, T) \approx \frac{\varepsilon(\lambda)C_1}{\pi\lambda^5 \exp(C_2/\lambda T)}, \quad (21)$$

其中,  $L$  为辐射亮度;  $C_1, C_2$  为第一、二辐射常数. 对  $m$  个观测方程进行维恩近似处理, 并对等式两边取对数, 得到以下关系:

$$\begin{aligned} \lambda_k \ln \varepsilon_k - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i \ln \varepsilon_i \\ = \alpha_k = \lambda_k \ln L_k - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i \ln L_i + \Gamma_k, \quad (22) \\ \Gamma_k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i \ln \frac{C_1}{\pi} - \lambda_k \ln \frac{C_1}{\pi} \\ - \frac{5}{m} \sum_{i=1}^m \lambda_i \ln \lambda_i + 5\lambda_k \ln \lambda_k. \quad (23) \end{aligned}$$

经计算, 可以获得  $\{\alpha_k\}$ (Alpha谱);  $\{\alpha_k\}$  是均值为0的数值序列. 在不考虑绝对数值的情况下, Alpha谱可以良好地描述发射率的光谱形状. 随机生成一条光谱发射率, 在温度为300 K的情况下求解Alpha谱, 分布情况如图2所示.

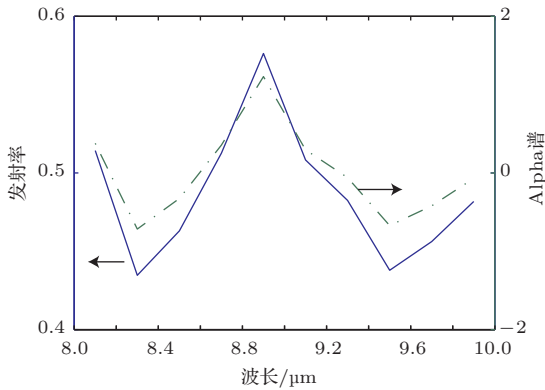


图2 Alpha谱与光谱发射率分布情况

Fig. 2. Distribution of Alpha Spectrum and emissivity spectrum.

### 3.2 Alpha谱的缩放与平移

对于一组确定的观测方程, 容易计算获得Alpha谱. 从图2的分布情况可以看出, Alpha谱对

发射率的光谱形状有较强的描述能力. 在分布坐标系中, 经过合适的缩放和平移后的Alpha谱, 其形状和绝对数值与真实的光谱发射率基本一致. 缩放Alpha谱的数学表达为

$$\alpha'_k = \xi \cdot (\alpha_k - \min \{\{\alpha_k\}\}) + \varepsilon_b, \quad (24)$$

$$\xi = \frac{\max \{\{\alpha'_k\}\} - \min \{\{\alpha'_k\}\}}{\max \{\{\alpha_k\}\} - \min \{\{\alpha_k\}\}}, \quad (25)$$

$$\Delta e_1 = \max \{\{\alpha'_k\}\} - \min \{\{\alpha'_k\}\}, \quad (26)$$

其中,  $\{\alpha'_k\}$  是缩放的Alpha谱;  $\xi$  为缩放因子;  $\varepsilon_b$  为最小发射率边界;  $\Delta e_1$  为  $\{\alpha'_k\}$  的最大值与最小值的差值. 对缩放的Alpha谱进行平移, 平移量为  $\Delta e_2$ ; 则基于(6)式给出  $\{\alpha'_k\}$  的最大值与最小值两处的观测方程为

$$\begin{aligned} \mu_M(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) \\ = (\Delta e_1 + \varepsilon_b) B(\lambda_j, t_0) + \Delta e_2 B(\lambda_j, t_0) \\ + (\Delta e_1 + \varepsilon_b) \Delta B(\lambda_j, t_0) \Delta t, \quad (27) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu_m(\Delta e_2, \Delta t) \\ = \varepsilon_b B(\lambda_i, t_0) + \Delta e_2 B(\lambda_i, t_0) \\ + \varepsilon_b \Delta B(\lambda_i, t_0) \Delta t. \quad (28) \end{aligned}$$

应用MaxEnt估计模型对Alpha谱的缩放量  $\Delta e_1$  与平移量  $\Delta e_2$  进行估计, 数学表达为

$$\begin{aligned} H(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) \\ = - \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) \\ \times \log f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) d\Delta e_1 d\Delta e_2 d\Delta t, \quad (29) \end{aligned}$$

$$\text{s.t.} \left\{ \begin{aligned} & \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) \\ & \quad \times d\Delta e_1 d\Delta e_2 d\Delta t = 1, \\ & \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \mu_M(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) \\ & \quad \times f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) d\Delta e_1 \\ & \quad \times d\Delta e_2 d\Delta t = \hat{\mu}_M, \\ & \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \mu_m(\Delta e_2, \Delta t) \\ & \quad \times f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) d\Delta e_1 \\ & \quad \times d\Delta e_2 d\Delta t = \hat{\mu}_m. \end{aligned} \right. \quad (30)$$

概率密度函数  $f(\dots)$  的通解形式为

$$\begin{aligned} f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) \\ = \frac{\exp[l_1 \mu_M(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) + l_2 \mu_m(\Delta e_2, \Delta t)]}{Z(l_1, l_2)}, \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
 & Z(l_1, l_2) \\
 &= \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \exp[l_1 \mu_M(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) \\
 &+ l_2 \mu_m(\Delta e_2, \Delta t)] d\Delta e_1 d\Delta e_2 d\Delta t, \\
 & \frac{\partial}{\partial l_1} \log Z(l_1, l_2) = \hat{\mu}_M, \\
 & \frac{\partial}{\partial l_2} \log Z(l_1, l_2) = \hat{\mu}_m. \tag{31}
 \end{aligned}$$

未知参数  $\Delta e_1, \Delta e_2$  与  $\Delta t$  的估计值为

$$\begin{aligned}
 \Delta \hat{e}_1 = E[\Delta e_1] &= \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \Delta e_1 \\
 &\times f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) d\Delta e_1 d\Delta e_2 d\Delta t, \tag{32}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta \hat{e}_2 = E[\Delta e_2] &= \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \Delta e_2 \\
 &\times f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) d\Delta e_1 d\Delta e_2 d\Delta t, \tag{33}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta \hat{t} = E[\Delta t] &= \int_{\Omega_{\Delta e_1}} \int_{\Omega_{\Delta e_2}} \int_{\Omega_{\Delta t}} \Delta t \\
 &\times f(\Delta e_1, \Delta e_2, \Delta t) d\Delta e_1 d\Delta e_2 d\Delta t. \tag{34}
 \end{aligned}$$

### 3.3 随机变量估计区间选择 (VRS)

确定随机变量  $\Delta e_1, \Delta e_2$  与  $\Delta t$  的估计区间  $\Omega_{\Delta e_1}, \Omega_{\Delta e_2}$  与  $\Omega_{\Delta t}$ , 是 MaxEnt 估计的前提. 若  $\varepsilon_p$  为最大发射率边界, 则  $\Delta e_1$  与  $\Delta e_2$  估计区间表达为

$$\Delta e_1 = \xi \cdot [\max \{ \{ \alpha_k \} \} - \min \{ \{ \alpha_k \} \}], \tag{35}$$

$$\Delta e_2 \in [0, \varepsilon_p - \varepsilon_b - \Delta e_1]. \tag{36}$$

由数值仿真得到, 在 8—10  $\mu\text{m}$  的长波红外波段, 缩放因子  $\xi$  的分布区间为 [0.004, 0.1]. 分别以最大、最小发射率边界  $\varepsilon_p$  和  $\varepsilon_b$  作为归一化发射率, 计算各观测波段的温度数值, 并结合目标温度的大概分布区间  $[t_{\min}, t_{\max}]$ , 确定温度估计区间为

$$T_{\max} = \min \{ t_{\max}, \{ B^{-1}(\hat{\mu}_k / \varepsilon_b) \} \}, \tag{37}$$

$$T_{\min} = \max \{ t_{\min}, \{ B^{-1}(\hat{\mu}_k / \varepsilon_p) \} \}, \tag{38}$$

$$t_0 = \frac{T_{\max} + T_{\min}}{2}, \tag{39}$$

$$\Delta t \in [(T_{\min} - T_{\max})/2, (T_{\max} - T_{\min})/2]. \tag{40}$$

New MaxEnt TES 算法的流程图如图 3 所示.

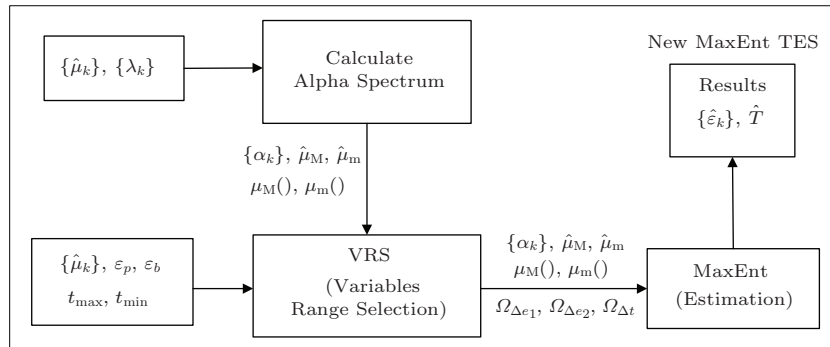


图 3 New MaxEnt TES 算法的流程图

Fig. 3. Flowchart of the New MaxEnt TES algorithm.

## 4 数值仿真

为检验 New MaxEnt TES 算法的性能, 开展了数值仿真实验. 在 8—10  $\mu\text{m}$  的长波红外波段, 细分了 10 个观测波段, 观测波段的中心波长见表 1.

表 1 观测波段中心波长

Table 1. Center wavelength of observation wavebands.

波段	波长/ $\mu\text{m}$	波段	波长/ $\mu\text{m}$
1	8.1	6	9.1
2	8.3	7	9.3
3	8.5	8	9.5
4	8.7	9	9.7
5	8.9	10	9.9

### 4.1 Alpha 谱描述光谱形状的能力

在 [0.05, 0.95] 区间内, 生成间隔为 0.0025、数量为 361 的数值序列 1; 在 [20, 28] 区间内, 生成间隔为 0.025、数量为 321 的数值序列 2. 以数值序列 1 的每个元素为均值, 以数值序列 2 的每个元素为高斯白噪声的信噪比, 生成  $361 \times 321$  个高斯白噪声序列; 替换高斯白噪声序列中, 不在 (0, 1) 区间内的数值; 由此, 生成了一个随机光谱发射率集合. 计算每条光谱发射率的 Alpha 谱, 并对 Alpha 谱进行无偏差的缩放和平移处理

$$\varepsilon'_k = \frac{(\alpha_k - \min \{ \{ \alpha_k \} \})}{\max \{ \{ \alpha_k \} \} - \min \{ \{ \alpha_k \} \}}$$

$$\begin{aligned} & \times (\max\{\{\varepsilon_k\}\} - \min\{\{\varepsilon_k\}\}) \\ & + \min\{\{\varepsilon_k\}\}. \end{aligned} \quad (41)$$

目标温度为300 K,  $\{\varepsilon'_k\}$ 与 $\{\varepsilon_k\}$ 的RMSE值关于高斯白噪声序列的均值与信噪比的三维分布图,如图4所示。

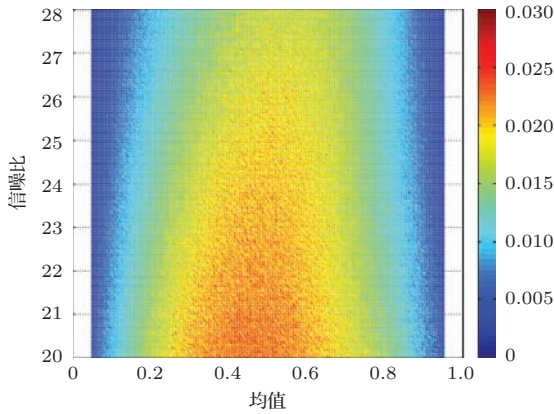


图4  $\{\varepsilon'_k\}$ 与 $\{\varepsilon_k\}$ 的RMSE值关于高斯白噪声序列的均值与信噪比的分布图

Fig. 4. RMSE of  $\{\varepsilon'_k\}$  and  $\{\varepsilon_k\}$  with mean value and signal to noise ratio of Gaussian white noise.

在随机光谱发射率集合中,选取均值为0.5、信噪比为25的高斯白噪声序列作为目标,目标温度为180—360 K,  $\{\varepsilon'_k\}$ 与 $\{\varepsilon_k\}$ 的RMSE值关于目标温度的分布图,如图5所示。

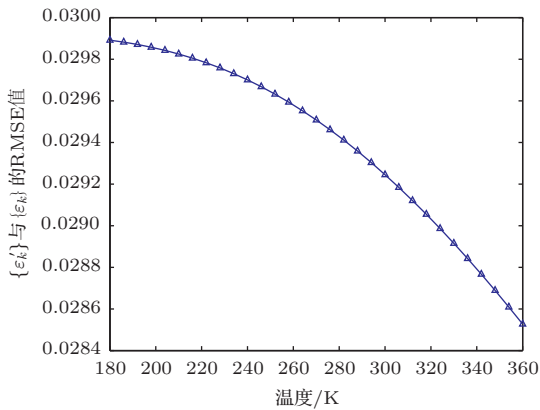


图5  $\{\varepsilon'_k\}$ 与 $\{\varepsilon_k\}$ 的RMSE值关于目标温度的分布图

Fig. 5. RMSE of  $\{\varepsilon'_k\}$  and  $\{\varepsilon_k\}$  with target temperature.

从仿真结果可以看出,就高斯白噪声序列的信噪比而言,Alpha谱对光谱形状的描述能力随信噪比的增大存在一定的上升趋势;就高斯白噪声序列的均值而言,描述能力在高、低均值处极强,在中等均值处较弱,且变化趋势明显;就目标温度而言,描述能力随温度的增加存在稳定的上升趋势。

## 4.2 求解随机光谱发射率集合

考虑计算量较大,适当缩减了随机光谱发射率集合:在 $[0.05, 0.95]$ 区间内,生成间隔为0.05、数量为19的数值序列1;在 $[20, 28]$ 区间内,生成间隔为0.5、数量为17的数值序列2;应用New MaxEnt TES算法对缩减的随机光谱发射率集合进行仿真求解。目标温度为300 K,  $\{\hat{\varepsilon}_k\}$ 与 $\{\varepsilon_k\}$ 的RMSE值关于高斯白噪声序列的均值与信噪比的三维分布图,如图6所示;  $\{\hat{\varepsilon}_k\}$ 关于 $\{\varepsilon_k\}$ 的二维分布图,如图7所示;  $\hat{T}$ 与 $T$ 的绝对误差关于高斯白噪声序列的均值与信噪比的三维分布图,如图8所示。

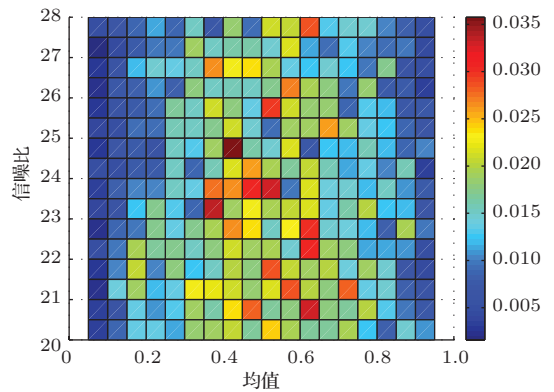


图6  $\{\hat{\varepsilon}_k\}$ 与 $\{\varepsilon_k\}$ 的RMSE值关于高斯白噪声序列的均值与信噪比的分布图

Fig. 6. RMSE of  $\{\hat{\varepsilon}_k\}$  and  $\{\varepsilon_k\}$  with mean value and signal to noise ratio of Gaussian White noise.

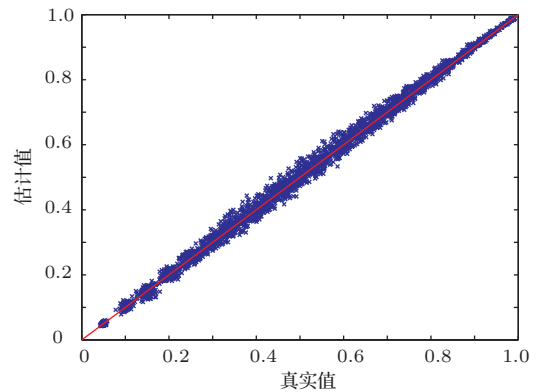


图7 发射率真实值与估计值分布图

Fig. 7. Distribution of true emissivity and estimated emissivity.

在随机光谱发射率集合中,选取均值为0.5、信噪比为25的高斯白噪声序列作为目标,目标温度为180—360 K,  $\{\hat{\varepsilon}_k\}$ 与 $\{\varepsilon_k\}$ 的RMSE值、 $\hat{T}$ 与 $T$ 的绝对误差关于目标温度的双轴分布图,如图9所示。

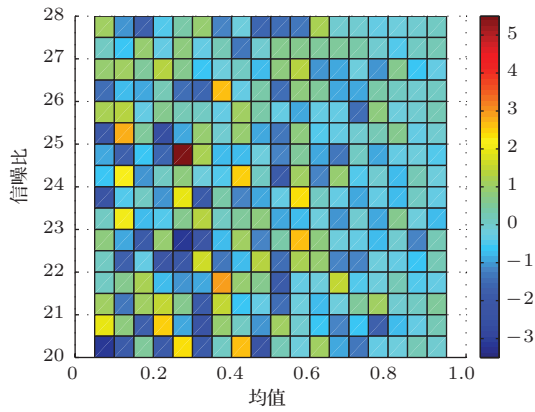


图8  $\hat{T}$  与  $T$  的绝对误差关于高斯白噪声序列的均值与信噪比的分布图

Fig. 8. Absolute errors of  $\hat{T}$  and  $T$  with mean value and signal to noise ratio of Gaussian White noise.

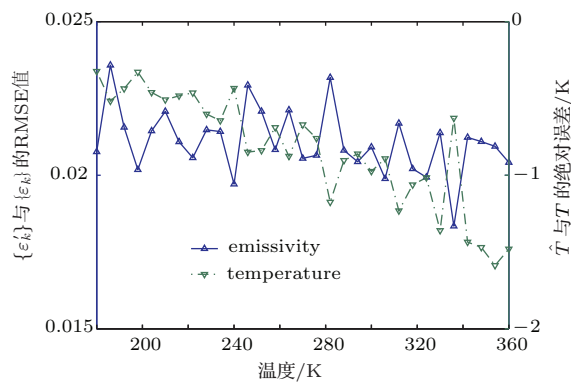


图9  $\{\varepsilon'_k\}$  与  $\{\varepsilon_k\}$  的 RMSE 值、 $\hat{T}$  与  $T$  的绝对误差关于目标温度的分布图

Fig. 9. RMSE of  $\{\varepsilon'_k\}$  and  $\{\varepsilon_k\}$ , absolute error of  $\hat{T}$  and  $T$  with target temperature.

图6和图7反映了发射率估计的分布情况: New MaxEnt TES算法对具备高、低均值的高斯白噪声序列的发射率求解精度极高, 对具备中等均值的高斯白噪声序列的发射率求解精度较低, 但RMSE值仍小于0.035; New MaxEnt TES算法

对具备高信噪比的高斯白噪声序列的发射率求解精度较高, 对具备低信噪比的高斯白噪声序列的发射率求解精度较低, 但变化趋势不明显. 前述的分布情况与4.1节中Alpha谱描述光谱形状能力的分布情况相似, 表明New MaxEnt TES算法中MaxEnt估计模型引入的误差较小, 算法误差的主要来源是Alpha谱对发射率光谱形状的描述残差. 对比Barducci的MaxEnt TES算法的仿真结果<sup>[15]</sup>, New MaxEnt TES算法中MaxEnt估计模型造成的误差明显小于前者, 主要原因是后者的待估计参数较少, 数值计算过程中, 近似处理的环节较少, 概率密度函数  $f(\dots)$  能够更真实地反映随机变量的分布情况. 图8反映了温度估计的分布情况: New MaxEnt TES算法对具备高均值的高斯白噪声序列的温度求解精度较高, 对具备低均值的高斯白噪声序列的温度求解精度较低. 从图9可以看出, 发射率、温度的估计精度与目标温度没有明显的关联.

### 4.3 求解典型地物目标

美国加州大学圣芭芭拉分校 (University of California, Santa Barbara) 在网上公布了典型地物目标的红外发射率 (<http://www.ic-ess.ucsb.edu/modis/EMIS/html/em.html>). 任意选取一组天然地物目标 (Natural targets)、一组人造材料目标 (Manmade targets), 应用New MaxEnt TES算法进行仿真求解. 目标名称信息见表2.

目标温度为300 K, 光谱发射率估计值  $\{\varepsilon_k\}$  与真值  $\{\varepsilon_k\}$  的分布情况如图10至图13所示, 其中, 图10和图12所示为天然地物目标, 图11和图13所示为人造材料目标.

表2 典型地物目标名称  
Table 2. Names of typical land targets.

Natural Targets		Manmade Targets	
1	Bark	1	Black Krylon Painted Sandpaper
2	Grass	2	Black Painted Aluminum Disk
3	Ice	3	Common California Tile
4	leaf(India Hawthorne)	4	Lumber
5	Salty Soil	5	Masonry
6	Sand(Goleta)	6	Sliced Santa Barbara Sandstone
7	Soil(Oklahoma)	7	Sterling ST-620 Sand Tile
8	Leaf(Bird of Paradise)	8	True Cast Concrete Brick (Grey)



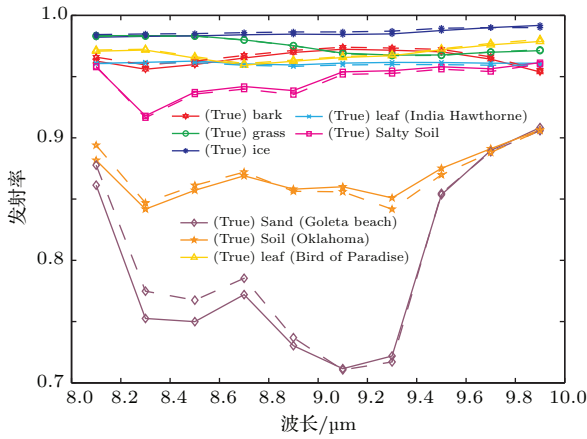


图 10 发射率真实值与估计值分布图(天然地物目标)  
Fig. 10. Distribution of true emissivity and estimated emissivity (natural targets).

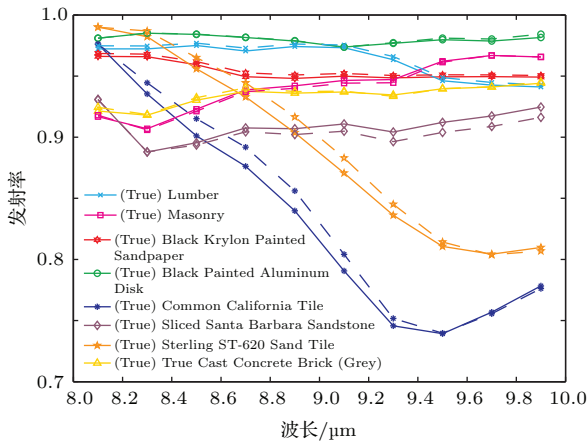


图 11 发射率真实值与估计值分布图(人造材料目标)  
Fig. 11. Distribution of true emissivity and estimated emissivity (manmade targets).

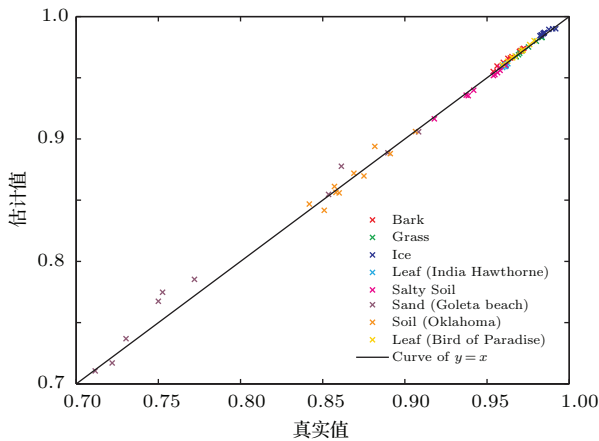


图 12 发射率真实值与估计值分布图(天然地物目标)  
Fig. 12. Distribution of true emissivity and estimated emissivity (natural targets).

目标温度为 300 K,  $\{\hat{\epsilon}_k\}$  与  $\{\epsilon_k\}$  的 RMSE 值的分布情况如图 14 所示,  $\hat{T}$  与  $T$  的绝对误差的分布情

况如图 15 所示. 图 14 和图 15 中, 横坐标轴的数字序号与表 2 所述相同.

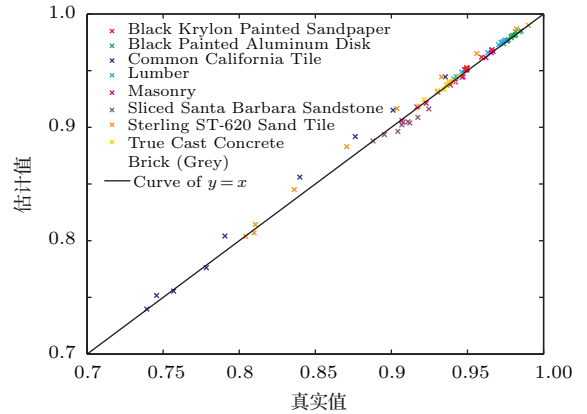


图 13 发射率真实值与估计值分布图(人造材料目标)  
Fig. 13. Distribution of true emissivity and estimated emissivity (manmade targets).

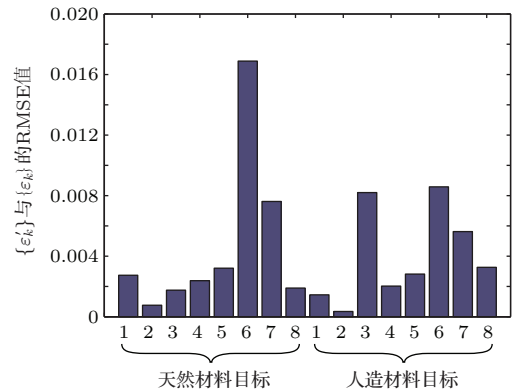


图 14  $\{\hat{\epsilon}_k\}$  与  $\{\epsilon_k\}$  的 RMSE 值  
Fig. 14. RMSE of  $\{\hat{\epsilon}_k\}$  and  $\{\epsilon_k\}$ .

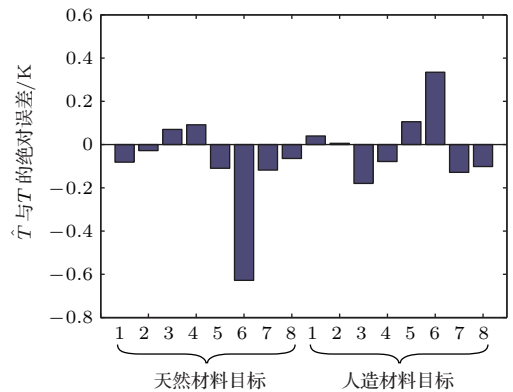


图 15  $\hat{T}$  与  $T$  的绝对误差  
Fig. 15. Absolute errors of  $\hat{T}$  and  $T$ .

选取 Leaf(Bird of Paradise) 作为目标, 目标温度为 180—360 K,  $\{\hat{\epsilon}_k\}$  与  $\{\epsilon_k\}$  的 RMSE 值、 $\hat{T}$  与  $T$  的绝对误差关于目标温度的双轴分布图, 如图 16 所示.

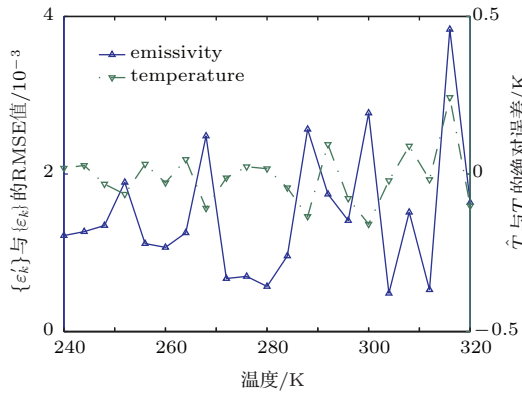


图 16  $\{\epsilon'_k\}$  与  $\{\epsilon_k\}$  的 RMSE 值、 $\hat{T}$  与  $T$  的绝对误差关于目标温度的分布图

Fig. 16. RMSE of  $\{\epsilon'_k\}$  and  $\{\epsilon_k\}$ , absolute error of  $\hat{T}$  and  $T$  with target temperature.

为检验 New MaxEnt TES 算法的鲁棒性, 进行了算法对系统噪声抗扰能力的仿真测试. 目标温度为 300 K, 对目标观测值  $\{\hat{\mu}_k\}$  添加不同测量信噪比的高斯白噪声, 应用 New MaxEnt TES 算法进行仿真求解.  $\{\epsilon'_k\}$  与  $\{\epsilon_k\}$  的相对 RMSE 值、 $\hat{T}$  与  $T$  的相对误差关于高斯白噪声测量信噪比的双轴分布图如图 17 所示, 其中, 相对 RMSE 值与相对误差是 16 种典型地物目标仿真结果的平均值.

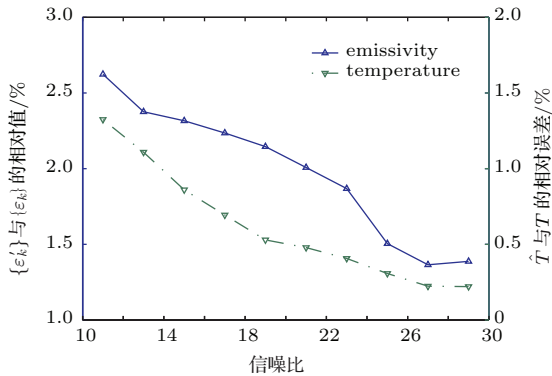


图 17  $\{\epsilon'_k\}$  与  $\{\epsilon_k\}$  的相对 RMSE 值、 $\hat{T}$  与  $T$  的相对误差关于噪声测量信噪比的分布图

Fig. 17. Relative RMSE of  $\{\epsilon'_k\}$  and  $\{\epsilon_k\}$ , relative error of  $\hat{T}$  and  $T$  with signal to noise ratio of noise.

典型地物目标的仿真结果表明: 在未考虑任何噪声的情况下, 亦即只评估 New MaxEnt TES 算法引起的估计误差, 目标温度为 300 K 时, 16 种典型地物目标的发射率估计的最大 RMSE 为 0.017, 温度估计的最大绝对误差的绝对值为 0.62 K; 对系统添加测量信噪比为 11 的高斯白噪声, 16 种典型地物目标的平均结果: 发射率估计的相对 RMSE 为 2.67%, 温度估计的相对误差为 1.26%. 对比 MaxEnt TES 算法的仿真结果, New MaxEnt TES 算法的精度和鲁棒性均处于同一个数量级 [15].

## 5 结 论

本文提出的 New MaxEnt TES 算法引入 Alpha 谱描述光谱发射率的形状信息, 应用 MaxEnt 估计模型对 Alpha 谱的缩放和平移量进行估计. 对比 Barducci 提出的 MaxEnt TES 算法, 计算成本明显降低, 主要体现在: 1) 减少了随机变量的数量, 大幅简化了联合分布概率密度函数  $f(\dots)$  的求解过程; 2) 不需要通过迭代计算来确定随机变量的分布区间. 因此, New MaxEnt TES 算法更适用于具有大计算量的高分辨率红外多波段图像的反演求解. 就求解精度而言, 对比文献 [15] 中 MaxEnt TES 算法的仿真结果, New MaxEnt TES 算法与 MaxEnt TES 算法大致相当. 基于上述考虑, New MaxEnt TES 算法对于 MaxEnt TES 算法具有替代意义. 对比“引言”中提到的“传统的 TES 方法”, New MaxEnt TES 算法的求解过程不依赖数据库提供的经验信息, 这意味着 New MaxEnt TES 算法具有更广泛的应用背景, 例如, 求解空中或空间目标、复杂地面场景的温度与光谱发射率. 在今后的研究工作中, 将针对特定的应用背景进行仿真分析, 包括: 系统的探测能力、真实噪声的干扰情况以及大气透过率和程辐射的修正问题.

感谢中科院长春光机所李洪文研究员、王建立研究员与刘欣悦研究员的悉心指导, 感谢马鑫雪助理研究员的讨论.

## 参考文献

- [1] Liu E C, Zheng X B, Li X, Zhang Y N 2013 *Optics and Precision Engineering* **21** 608 (in Chinese) [刘恩超, 郑小兵, 李新, 张艳娜 2013 光学精密工程 **21** 608]
- [2] Yang C Y, Cao L H, Zhang J P 2014 *Optics and Precision Engineering* **22** 1751 (in Chinese) [杨词银, 曹立华, 张建萍 2014 光学精密工程 **22** 1751]
- [3] Li N, Zhang Y F, Liu C X, Cao L H, Guo L H 2014 *Optics and Precision Engineering* **22** 2054 (in Chinese) [李宁, 张云峰, 刘春香, 曹立华, 郭立红 2014 光学精密工程 **22** 2054]
- [4] Kealy P S, Hook S J 1993 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **31** 1155
- [5] Wan Z, Li Z L 1997 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **35** 980
- [6] Li Z L, Becker F, Stoll M P, Wang Z 1990 *Remote Sensing of Environments* **69** 197

- [7] Gillespie A, Rokugawa S, Matsunaga T, Cothorn J S, Hook S, Kahle A B 1998 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **36** 1113
- [8] Xu Z, Zhao H J 2009 *Acta Optica Sinica* **29** 394 (in Chinese) [徐州, 赵慧洁 2009 光学学报 **29** 394]
- [9] Yang H, Zhang L F, Zhang X W, Fang C H, Tong Q X 2011 *Journal of Remote Sensing* **15** 1242 (in Chinese) [杨杭, 张立福, 张学文, 房丛卉, 童庆禧 2011 遥感学报 **15** 1242]
- [10] Kahle A B, Madura D P, Soha J M 1980 *Applied Optics* **19** 2279
- [11] Wan Z, Dozier J 1989 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **27** 268
- [12] Tang S H, Zhu Q J, Su L H 2005 *J. Infrared Millim. Waves* **24** 286 (in Chinese) [唐世浩, 朱启疆, 苏理宏 2005 红外与毫米波学报 **24** 286]
- [13] Price J C 1984 *J. Geophys. Res.* **89** 7231
- [14] Morgan J A 2005 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **43** 1279
- [15] Liu Y J, Yang Z D 2001 *Principle and Algorithm of Remote Sensing Information Processing for MODIS* (Beijing: Sciences Press) p232 (in Chinese) [刘玉洁, 杨忠东 2001 MODIS 遥感信息处理原理与算法 (北京: 科学出版社) 第 232 页]
- [16] Barducci A, Pippi I 1996 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **34** 681
- [17] Barducci A, Guzzi D, Lastrì C, Marcoionni P, Nardino V, Pippi I 2014 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing* **53** 738
- [18] Barducci A, Guzzi D, Lastrì C, Marcoionni P, Nardino V, Pippi I 2013 *Infrared Physics & Technology* **56** 12
- [19] Kealy P S, Gabel A R 1990 *Proc. 2nd TIMS Workshop JPL Pub 90-55* 11-15
- [20] Jiang X K, Zhang Q C, Shi H T, Mao L, Cheng T, Wu X P 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 054401 (in Chinese) [蒋兴凯, 张青川, 史海涛, 毛亮, 程腾, 伍小平 2011 物理学报 **60** 054401]
- [21] Zhou Y P, Li F J, Che C, Tan L Y, Ran Q W, Yu S Y, Ma J 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 148501 (in Chinese) [周彦平, 黎发军, 车驰, 谭立英, 冉启文, 于思源, 马晶 2014 物理学报 **63** 148501]
- [22] Sun C M, Yuan Y, Zhang X B 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 7523 (in Chinese) [孙成明, 袁艳, 张修宝 2010 物理学报 **59** 7523]

# A temperature and emissivity separation algorithm based on maximum entropy estimation of alpha spectrum's scaling and translation\*

Liu Jun-Chi<sup>1)2)</sup> Li Hong-Wen<sup>1)†</sup> Wang Jian-Li<sup>1)</sup> Liu Xin-Yue<sup>1)</sup> Ma Xin-Xue<sup>1)</sup>

1) (Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

2) (University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

( Received 6 March 2015; revised manuscript received 17 April 2015 )

## Abstract

In the thermal infrared (TIR) waveband, solving the target emissivity spectrum and temperature leads to an ill-posed problem in which the number of unknown parameters is larger than that of available measurements. Generally, the approaches developed for solving this kind of problems are called, by a joint name, the TES (temperature and emissivity separation) algorithm. As is shown in the name, the TES algorithm is dedicated to separating the target temperature and emissivity in the calculating procedure. In this paper, a novel method called the new MaxEnt (maximum entropy) TES algorithm is proposed, which is considered as a promotion of the MaxEnt TES algorithm proposed by Barducci. The maximum entropy estimation is utilized as the basic framework in the two preceding algorithms, so that the two algorithms both could make temperature and emissivity separation, independent of experiential information derived by some special data bases. As a result, the two algorithms could be applied to solve the temperature and emissivity spectrum of the targets which are absolutely unknown to us. However, what makes the two algorithms different is that the alpha spectrum derived by the ADE (alpha derived emissivity) method is considered as priori information to be added in the new MaxEnt TES algorithm. Based on the Wien approximation, the ADE method is dedicated to the calculation of the alpha spectrum which has a similar distribution to the true emissivity spectrum. Based on the preceding promotion, the new MaxEnt TES algorithm keeps a simpler mathematical formalism. Without any doubt, the new MaxEnt TES algorithm provides a faster computation for large volumes of data (i.e. hyperspectral images of the Earth). Some numerical simulations have been performed; the data and results show that, the maximum RMSE of emissivity estimation is 0.017, the maximum absolute error of temperature estimation is 0.62 K. Added with Gaussian white noise in which the signal to noise ratio is measured to be 11, the relative RMSE of emissivity estimation is 2.67%, the relative error of temperature estimation is 1.26%. Conclusion shows that the new MaxEnt TES algorithm may achieve high accuracy and fast calculating speed, and also get nice robustness against noise.

**Keywords:** temperature, emissivity, alpha spectrum, maximum entropy

**PACS:** 52.70.KZ, 02.60.Cb, 42.30.Va, 61.80.Ba

**DOI:** 10.7498/aps.64.175205

\* Project supported by the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No. 2014AAXXX1003X).

† Corresponding author. E-mail: [lihongwen1970@yahoo.com](mailto:lihongwen1970@yahoo.com)