

一个用神经网络优化的针对 ASTER 数据反演地表温度和发射率的多波段算法

毛克彪¹⁻³, 唐华俊¹, 陈仲新¹, 王永前²

(1. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所/农业部资源遥感与数字农业重点开放实验室, 北京 100081; 2. 中国科学院遥感应用研究所, 北京师范大学遥感科学国家重点实验室, 北京 100101; 3. 中国科学院研究生院, 北京 100049)

摘要: 提出了针对 ASTER 数据同时反演地表温度和发射率的多波段算法。即利用 ASTER 数据的第 11~14 热红外波段建立热辐射传输方程, 并同时对应波段的发射率建立近似线性方程, 得到 6 个方程 6 个未知数, 从而形成了针对 ASTER 数据的同时反演地表温度和发射率的多通道算法。利用 3 种方法求解方程: ①先分类, 然后进行数学计算; ②利用最小二乘法; ③利用神经网络方法。利用辐射传输模型 MODTRAN 4 模拟数据进行反演及验证分析, 结果表明, 神经网络能够提高算法的精度和实用性, 反演的地表温度平均误差为 0.5 °C, 反演的发射率平均误差分别在 0.007(11、12 波段)和 0.006(13、14 波段)以下。

关键词: 亮度温度; 地表温度(LST); ASTER; 神经网络

中图分类号: TP 75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2007)03-0018-05

0 引言

1999 年搭载 ASTER 遥感器的对地观测卫星 (EOS) 发射成功, 为全球和区域资源环境动态监测开辟了又一新的途径。ASTER 是一个拥有 15 个波段的高分辨率传感器, 其中有 5 个热红外波段, 非常适合于城市和小区域的地表热量空间差异分析。目前, 国内对地表温度反演已经有一定的研究^[1-7], 但是, 针对 ASTER 数据的地表温度反演算法还很少^[8], 其主要原因是获得大气参数非常困难。现有的研究基本上是直接应用 ASTER 的星上亮度温度来进行分析。受大气影响, 星上亮度温度与真正地表温度有很大差距, 在晴空时其差距为 3~6 °C, 而在大气水分含量较高情况下, 这种差异可以超过 10 °C。因此, 为了更准确地分析区域热量空间差异, 很有必要对 ASTER 所观测到的亮度温度进行大气校正, 反演出真正地表温度。在以往的单窗和劈窗算法中, 通常假定发射率已知, 这使得地表温度的反演精度在先验知识不够的地区受到限制。由于发射率在 8.475~11.65 μm 范围内变化很小, 而且在局部范围内近似线性, 针对这情况, 本文用 ASTER 的第 11~14 波段建立辐射方程组, 同时对相应

的发射率建立线性方程组。联立方程, 从而形成针对 ASTER 数据的地表温度和发射率同时反演的多波段算法, 并利用神经网络进行优化计算。

1 多波段算法推导

地表温度反演是以地表热辐射传导方程为基础, 即通过建立能量平衡方程来反演地表温度。辐射传输方程描述了卫星微波辐射计所观测到的辐射总强度, 不仅有来自地表的辐射, 而且还有来自大气的向上和向下的路径辐射, 这些辐射成分在穿过大气层到达遥感器的过程中, 还受到大气层吸收作用的影响而削减。同时, 地表和大气的辐射也在这一过程中产生不可忽略的影响。因此, 地表温度的反演实际上是一个复杂的求解问题。根据文献[9], 地表温度的反演公式可以简化表示为

$$B_i(T_i) = \tau_i(\theta) \{ \varepsilon_i(\theta) B_i(T_s) + [1 - \varepsilon_i(\theta)] R_i^{\downarrow} \} + R_i^{\uparrow} \quad (1)$$

式中, T_i 表示 i 波段的星上亮度温度; $\tau_i(\theta)$ 表示 i 波段在视角 θ 方向上的透过率; $\varepsilon_i(\theta)$ 表示 i 波段在视角 θ 方向的发射率; T_s 表示地表温度; $B_i(T_i)$ 、 $B_i(T_s)$ 分别表示 i 波段星上辐射强度和地面辐

收稿日期: 2006-12-26; 修订日期: 2007-03-12

基金项目: 本研究受中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金、农业部资源遥感与数字农业重点开放实验室开放基金; 国家高技术研究发展 863 计划(2006AA12Z103)和国家科技支撑计划(2006BAD10A06)的资助。

射强度; R_i^\downarrow 、 R_i^\uparrow 分别是大气向下和向上的辐射强度。如果对 R_i^\uparrow 向上的辐射强度做完大气校正后, 方程(1)可以简化为式(2), 即

$$B_i(T_{gi}) = \varepsilon_i(\theta)B_i(T_s) + [1 - \varepsilon_i(\theta)]R_i^\downarrow \quad (2)$$

R_i^\downarrow 可以表示为

$$R_i^\downarrow = [1 - \tau_i(\theta)]B_i(T_a^\downarrow) \quad (3)$$

式中, T_a^\downarrow 为大气平均作用温度。 R_i^\downarrow 对地表温度的反演影响非常小, AST09 产品提供了大气下行辐射强度(R_i^\downarrow)。事实上, 这一项能够通过比值消除。在这里, 我们用 $f_i(T_a^\downarrow)$ 代替 R_i^\downarrow 。因此, 方程(2)能够写成

$$B_i(T_{gi}) = \varepsilon_i(\theta)B_i(T_s) + [1 - \varepsilon_i(\theta)]f_i(T_a^\downarrow) \quad (4)$$

由于 ASTER 有 15 个波段, 其中适合于反演地表温度的热红外波段就有 5 个。本文选择位于大气窗口 8.475 ~ 11.65 μm 范围内的 4 个波段(11 ~ 14 波段)来建立方程, 即

$$B_{11}(T_{11}) = \varepsilon_{11}B_{11}(T_s) + (1 - \varepsilon_{11})f_{11}(T_a^\downarrow) \quad (5a)$$

$$B_{12}(T_{12}) = \varepsilon_{12}B_{12}(T_s) + (1 - \varepsilon_{12})f_{12}(T_a^\downarrow) \quad (5b)$$

$$B_{13}(T_{13}) = \varepsilon_{13}B_{13}(T_s) + (1 - \varepsilon_{13})f_{13}(T_a^\downarrow) \quad (5c)$$

$$B_{14}(T_{14}) = \varepsilon_{14}B_{14}(T_s) + (1 - \varepsilon_{14})f_{14}(T_a^\downarrow) \quad (5d)$$

这样, 我们得到了包含 6 个未知数的 4 个方程。为了解方程, 我们还需建立另外两个方程。

发射率是由地球表面的物质结构和波段范围决定的。同种地物在不同波段的发射率是变化的。文献[9~12]在这个方面做了不少工作。在以往反演地表温度的劈窗和单窗算法中, 通常认为发射率是个常数, 即先对地表进行分类, 然后将各类地物的发射率附上去。这种做法在环境变化(主要指温度和湿度)比较小且具备地面先验知识时比较实用, 但地物的发射率并不是一个常数, 它是随环境变化的, 特别是在湿度变化比较大的地方尤其明显。当然, 在热红外波段的 8.475 ~ 11.65 μm 范围内, 地物发射率变化很小, 我们分析了该范围内地物的发射率特性, 发现第 11 ~ 14 波段的发射率近似线性关系。研究中共分析了大约 160 种地物, 主要包括土壤、植被、雪-水、岩石以及人造地物。在这里, 我们主要给出了 41 种土壤、4 种植物及 9 种雪-水发射率曲线, 如图 1 所示。

从图 1 看出, 第 11 波段(8.475 ~ 8.825 μm) 和第 12 波段(8.925 ~ 9.275 μm) 的波谱位置非常靠近, 对于同一种地物而言, 其发射率曲线线性关系非常好; 第 13 波段(10.25 ~ 10.959 μm) 和 14 波段(10.95 ~ 11.659 μm) 的波谱位置靠得更近, 线性关系更好。对 ASTER(URL: <http://speclib.jpl.nasa.gov>) 提供的大约 80 种常见地物的发射率光谱曲线进行统计回归分析, 得到 4 个波段的近似线性关系为

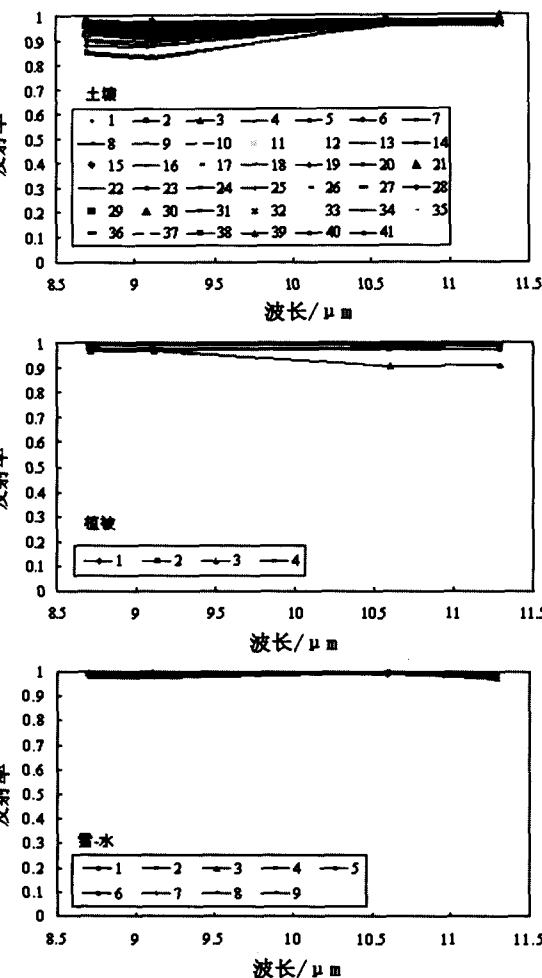


图 1 ASTER 11 ~ 14 波段的土壤(41 种)/植被(4 种)/雪-水(9 种)发射率

进行统计回归分析, 得到 4 个波段的近似线性关系为

$$\varepsilon_{11} = 0.30055 + 0.6935\varepsilon_{12} \quad (6a)$$

$$\varepsilon_{14} = 0.0771 + 0.9185\varepsilon_{13} \quad (6b)$$

对于第 11 波段的发射率, 用第 12 波段的平均线性近似误差为 0.0051; 对于第 14 波段, 用第 13 波段的平均线性近似误差为 0.0043。对于 80 多种常见地物而言, 第 11 和 14 波段的发射率的最大误差都在 0.01 以下。因此, 用波段 12 和 13 来近似表达波段 11 和 14 是可行的。联立方程组(5)与(6)就可以解得地表温度和发射率。

为了更加精确地描述不同波段之间的发射率关系, 我们可以把地物分成 5 种类型, 即土壤、植被、雪-水、岩石及人造地物。如果利用指数(如 NDVI)对 ASTER 图像进行理想分类的基础上, 对不同地物类型的发射率进行线性近似, 将大大提高算法的精度和实用性。

2 算法求解

2.1 数学方法

由于普朗克函数可以用泰勒展开的一阶近似,我们可以将式(5)简化为线性方程,即

$$T_i = A_i \varepsilon_i(\theta) T_s + B_i \varepsilon_i(\theta) T_a^\downarrow + C_i T_a^\downarrow + w_i \quad (7)$$

式中, A_i 、 B_i 、 C_i 为系数; w_i 为偏移常数项(此项里面包含了发射率和透过率项)。对于 ASTER 数据的第 11~14 波段,具体方程组为

$$T_{11} = A_{11} \varepsilon_{11} T_s + B_{11} \varepsilon_{11} T_a^\downarrow + C_{11} T_a^\downarrow + w_{11} \quad (8a)$$

$$T_{12} = A_{12} \varepsilon_{12} T_s + B_{12} \varepsilon_{12} T_a^\downarrow + C_{12} T_a^\downarrow + w_{12} \quad (8b)$$

$$T_{13} = A_{13} \varepsilon_{13} T_s + B_{13} \varepsilon_{13} T_a^\downarrow + C_{13} T_a^\downarrow + w_{13} \quad (8c)$$

$$T_{14} = A_{14} \varepsilon_{14} T_s + B_{14} \varepsilon_{14} T_a^\downarrow + C_{14} T_a^\downarrow + w_{14} \quad (8d)$$

我们可以通过如下两步获得方程系数:

第一,用大气模型软件(6S、LOWTRAN 及 MODTRAN 等)模拟陆地表面辐射传输,并构建一个大的模拟数据库;

第二,利用统计回归方法求方程组(8)中的系数。

方程组(8)是 4 个未知数的一次线性方程组,因此,可以通过计算分别得到发射率和地表温度。事实上,方程组(6)并不能很好地描述所有情况,从而使方程的解不稳定。如果通过分类并对不同的类型建立不同的近似方程,能使解更稳定。

2.2 最小二乘法

最小二乘法是地球物理参数反演中经常采用的一种方法,主要原因是地球物理参数的反演是一个病态反演,目的是为了将误差转移到非目标参数上。对于方程(7),可以将其描述成方程(9),即

$$\text{Min} = \sum_{j=1}^n [T_i(j) - A_i T_s(j) - B_i \varepsilon_i(\theta) T_a^\downarrow - C_i T_a^\downarrow - w_i]^2 \quad (9)$$

我们可以通过大气模型软件(6S, LOWTRAN 及 MODTRAN 等)来构建一个大的模拟数据库,然后用统计回归获得系数。这个工作需要花费比较多的时间,但只需要做一次,不过该方法仍然存在不稳定性。

2.3 利用大气模型和神经网络解反演方程

对于传统的反演算法,必须对反演方程进行精确推导。这比较耗费时间,因为地球物理参数之间内在的制约关系往往是一种非线性关系,这种关系很难找出来或者很难描述出来。神经网络方法和传统的算法不一样,神经网络不需要具体地推导公式,它是通过许多神经元并行处理具体的问题,精度主要取决于训练数据。在这里,我们主要利用神经网络的分类和优化计算功能来使算法更稳定和反演精度更高。因此,神经网络能够被看成是一组最小二乘法对方程(7)的近似。如式(10)所示,每个神经元都是根据使全局误差最小来调整权重,从而优化计算。

$$\text{Error} = \frac{1}{2} \sum_j \sum_i [T_{ji} - O_{ji}]^2 \quad (10)$$

式中, T_{ji} 是第 i 个希望的输出, O_{ji} 是第 i 个输出。

我们用辐射传输模型 MODTRAN 4 模拟需要的数据:

(1)根据地物的波谱发射率特征,对各波段在模型中的参数输入严格按照图 1 所示进行;

(2)训练神经网络。在这个研究中,我们选用动态神经网络(DL)^[13]来解反演方程。这个神经网络使用了卡曼滤波来增加训练时的收敛速度并且提高了了解非线性问题的能力。详细介绍请参见文献[6]。具体过程如下:

①根据发射率曲线(如图 1 所示,详细的光谱库信息可以参见 ASTER 光谱库 URL: <http://speclib.jpl.nasa.gov>),我们使用了大约 160 种地物作为 MODTRAN 4 模拟的输入参数。地表温度的变化范围是 270 K~320 K,大气水汽含量的变化范围是 0.2 g/cm²~4 g/cm²;

②随机将模拟数据分成两部分,训练数据 7 816 组,测试数据 616 组;

③训练神经网络。通过尝试,两个隐含层每个 500 节点时精度最高,节点的数据可主要由地表类型和普朗克函数决定。测试数据的信息见表 1。

表 1 反演信息总结^①

隐含节点	LST		EM 11		EM 12		EM 13		EM 14	
	R	SD	R	SD	R	SD	R	SD	R	SD
100~100	0.994	1.782	0.923	0.03	0.935	0.03	0.919	0.026	0.705	0.023
200~200	0.999	0.583	0.991	0.011	0.993	0.01	0.991	0.009	0.965	0.009
300~300	0.999	0.6	0.99	0.011	0.992	0.01	0.99	0.009	0.962	0.009
400~400	0.999	0.676	0.979	0.016	0.988	0.013	0.985	0.011	0.95	0.01
500~500	1	0.407	0.996	0.007	0.997	0.007	0.996	0.006	0.983	0.006
600~600	0.999	0.709	0.988	0.012	0.99	0.012	0.988	0.01	0.954	0.01
700~700	1	0.528	0.995	0.008	0.997	0.006	0.994	0.008	0.979	0.007
800~800	1	0.414	0.997	0.006	0.997	0.007	0.996	0.006	0.984	0.006

^① LST: 地表温度; EM: 发射率; R: 相关系数; SD: 标准偏差

图 2、3 是反演的地表温度和发射率与真实值的比较图。图中横坐标表示反演值,纵坐标表示模拟的地表真实数据。从表 1 和图 2、3 可以看出,反演结果非常好。地表温度的平均反演误差在 0.5°C 以下,波段 11~14 的发射率平均反演误差分别在 0.007(11、12 波段)和 0.006(13、14 波段)以下。

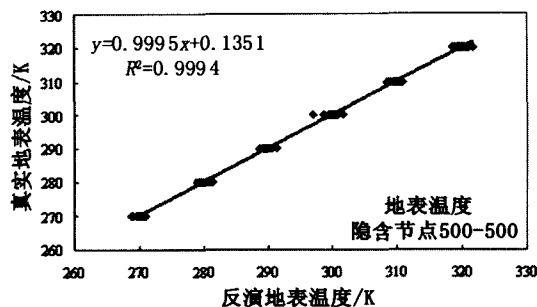


图 2 真实地表温度和反演值比较

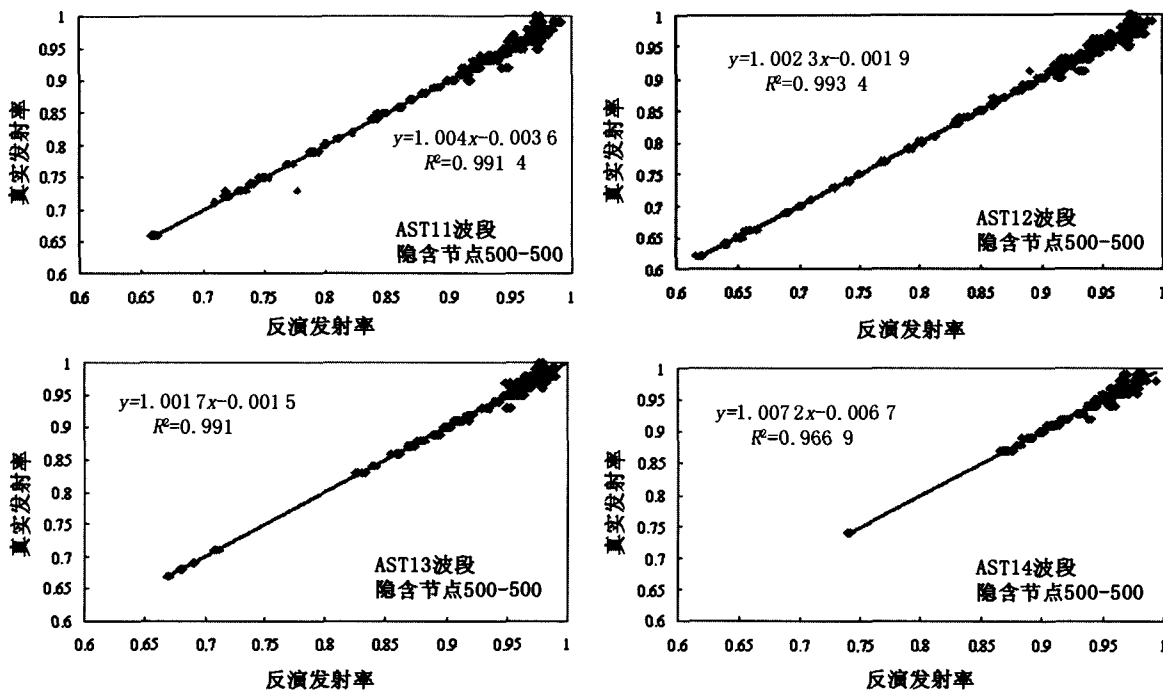


图 3 ASTER 11~14 波段真实发射率与反演值比较

3 结语

本文提出了针对 ASTER 数据的同时反演地表温度和发射率的多波段算法,并利用神经网络进行优化计算。即选择 ASTER 的第 11~14 波段建立辐射传输方程组,然后通过分析 ASTER 热红外波段数据发射率的特点,建立了 ASTER 4 个热红外波段发射率的线性关系,从而得到了 6 个未知数和 6 个方程。大气辐射传输模型模拟保证了地球物理参数之间的物理关系,而神经网络则内涵了分类信息和优化计算的能力。因此,大气辐射传输模型和神经网络复合来反演地表参数是当前反演技术的一个进步。利用 MODTRAN 4 模拟数据精度分析评价表明精度很高。地表温度的平均误差在 0.5 °C,波段 11~14 的发射率平均误差分别在 0.007(11、12 波段),0.006(13、14 波段)以下。

致谢:感谢施建成(美国加州圣巴巴拉分校教授)、万正明(美国加州圣巴巴拉分校教授)、李召良(中国科学院地理所研究员)等在该研究中提供的指导和资料,感谢编辑部刁淑娟老师提供好的修改建议。

参考文献

- [1] 覃志豪, ZHANG Ming-hua. 用 NOAA-AVHRR 热通道数据演算地表温度的劈窗算法[J]. 国土资源遥感, 2001, (2): 33-42.
- [2] 覃志豪, LI Wen-juan, ZHANG Ming-hua, 等. 单窗算法的大气参数估计方法[J]. 国土资源遥感, 2003, (2): 37-43.
- [3] 覃志豪, 李文娟, 徐斌, 等. 陆地卫星 TM6 波段范围内地表比辐射率的估计[J]. 国土资源遥感, 2004, (3): 28-32.
- [4] 毛克彪, 覃志豪, 施建成, 等. 针对 MODIS 数据的劈窗算法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2005, (8): 703-708.
- [5] 毛克彪, 唐华俊, 陈仲新, 等. 一个针对 ASTER 数据的劈窗算

- 法[J]. 遥感信息, 2006, 5:7-11.
- [6] 毛克彪, 施建成, 覃志豪, 等. 一个针对 ASTER 数据同时反演地表温度和比辐射率的四通道算法[J]. 遥感学报, 2006, (4): 593-599.
- [7] 毛克彪, 施建成, 覃志豪, 等. 从 MODIS 数据中同时反演地表温度和比辐射率的多波段算法研究[J]. 兰州大学学报(自然科学版专辑), 2005, (6):49-55.
- [8] Gillespie Alan, Shuichi Rokugawa, Tsuneo Matsunaga, et al. A Temperature and Emissivity Separation Algorithm for Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36:1113-11126.
- [9] Sobrino J A, Raissouni N, Li Z L. A Comparative Study of Land Surface Emissivity Retrieval from NOAA Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 75:256-266.
- [10] Salisbury J W, D' Aria D M. Emissivity of Terrestrial Materials in the 8-14 μm Atmospheric Window[J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 42:83-106.
- [11] Li Z L, Becker F. Feasibility of Land Surface Temperature and Emissivity Determination from AVHRR Data[J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 43:67-85.
- [12] Labed J, Stoll M P. Spatial Variability of Land Surface Emissivity in the Thermal Infrared Band: Spectral Signature and Effective Surface Temperature[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 38:1-17.
- [13] Yu Chang Tzeng, Chen K S, Wen-Liang, et al. A Dynamic Learning Neural Network for Remote Sensing Applications[J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 1994, 32:1096-1102.

AN OPTIMIZED MULTIPLE - BAND ALGORITHM BY USING NEURAL NETWORK FOR SEPARATING LAND SURFACE EMISSIVITY AND TEMPERATURE FROM ASTER IMAGERY

MAO Ke-biao¹⁻³, TANG Hua-jun¹, CHEN Zhong-xin¹, WANG Yong-qian²

(1. Key Laboratory of Resources Remote Sensing and Digital Agriculture, MOA, Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China; 2. State Key Laboratory of Remote Sensing Science Jointly Sponsored by the Institute of Remote Sensing Applications of Chinese Academy of Sciences and Beijing Normal University, Beijing 100101, China; 3. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: A multiple - band algorithm is proposed in this paper to separate land surface temperature and emissivity from ASTER data. Three methods can be used to solve the equations. The first is the performance of classification for the images and the formulation of different equations, followed by the solution of the equations. The second is least - squares. The third is the simulation of the database according to the characteristics of object emissivities and the utilization of the neural network to solve equations. An analysis indicates that the neural network can improve the practicability and accuracy of the algorithm. The accuracy of neural network proves to be very high for the test data simulated from MODTRAN 4. An application example is given in this paper, and the analysis suggests that the neural network also possesses the self - study capability. The simulation data show that the average error of land surface temperature is below 0.5 $^{\circ}\text{C}$, and the error of emissivity in band 11~14 is below 0.007 (band 11,12) and 0.006 (band 13,14), respectively.

Key words: Lightness temperature; LST; ASTER; Neural network (NN)

第一作者简介: 毛克彪(1977-),男,博士,目前在国内外期刊上已发表论文近50篇,主要从事微波、热红外遥感、空间数据挖掘及GIS应用等方面的研究,提出了针对MODIS数据的实用劈窗算法和同时反演辐射率和地表温度的多波段算法,提出了针对ASTER数据的劈窗算法和同时反演地表温度和发射率的多波段算法,提出了针对被动微波数据AMSRE反演地表温度的物理统计算法和用微波指数反演土壤水分的算法,并被邀请给国际遥感(International Journal of Remote Sensing)、地球物理研究(Journal of Geophysical Research)审稿。

(责任编辑:刁淑娟)