

# 一个从 MODIS 数据同时反演地表温度和发射率的神经网络算法

毛克彪<sup>①,②,③</sup>, 唐华俊<sup>①</sup>, 李丽英<sup>②</sup> 许丽娜<sup>②</sup>

(①农业部资源遥感与数字农业重点开放实验室/中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 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:** MODIS 的三个热红外波段 29、31、32 建立了三个辐射传输方程, 这三个方程包含了 5 个未知数(大气平均作用温度、地表温度和三个波段的发射率)。用 JPL 提供的大约 160 种地物的波谱数据对 MODIS 三个波段(29/31/32)发射率之间的关系和用 MODTRAN4 对大气透过率和大气水汽含量之间关系进行模拟分析。分析结果表明地球物理参数之间存在着大量的潜在信息。由于潜在的信息难以严格地用数学表达式来描述, 因此神经网络是非常适合被用来解这种病态反演问题。利用辐射传输模型(RM)和神经网络(NN)反演分析表明神经网络能够被用来精确地同时从 MODIS 数据中反演地表温度和发射率。地表温度的平均反演误差在 0.4°C 以下; 波段 29/31/32 发射率平均反演误差都在 0.008 以下。

**关键词:** 地表温度; 发射率; MODIS

**中图分类号:** P237.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3177(2007)92-0009-07

## 1 引言

最近几十年, 大尺度上环境研究和管理活动对温度信息的需求已经使得利用遥感手段反演地表温度和发射率的技术有了很大的进步。许多人致力于寻找方法从遥感数据中反演地表温度。MODIS 是对地观测卫星(EOS)上的一个传感器, 它拥有 36 波段。由于其能够覆盖全球、辐射分辨率非常高、动态范围以及精确的校正使得 MODIS 传感器在海面温度、陆地表面温度和大气参数反演方面具有非常大的潜力。

许多劈窗算法已经被开发来从 NOAA/AVHRR 和 MODIS 数据中反演海面温度和地表温度。这些方法主要是利用相邻热红外波段对水汽的敏感性不一样来校正大气的影响 (Price 1984, Becker and Li 1990, Sobrino, 1991, 1994, Coll 1994, Vidal, 1991, Kerr 1992, Otille and Stoll 1993, Prata 1994, Wan and Dozier 1996, Qin et al 2001, Sobrino et al, 2004, Mao et al 2005)<sup>[1~13]</sup>。这些算法的形式基本上是相同的, 主要差别在于关键参数

的获取及计算。虽然大多数的算法精度都很高, 但它们仍然需要做一些假定和利用发射率和大气状态(特别是大气水汽含量)作为已知的先验知识。

从多个热红外波段的测量中同时反演地表温度和发射率是非常困难的, 因为  $N$  个波段至少拥有  $N+1$  个未知数( $N$  个波段的发射率和地表温度), 这是一个非常典型的病态反演问题。如果不利用任何先验知识, 几乎不可能同时从多个热红外数据中反演地表温度和发射率。Kahle and Alley (1992)<sup>[14]</sup>, Hook et al. (1992)<sup>[15]</sup>, Watson (1992)<sup>[16]</sup>, Kealy and Hook (1993)<sup>[17]</sup>, Schmugge et al (1998, 2002)<sup>[18~19]</sup>, Liang (2001)<sup>[20]</sup> 在地表温度和发射率反演方面做了许多工作。Li and Becker (1993)<sup>[21]</sup> 利用 TISI 技术和白天/晚上的影像数据反演地表温度和发射率, 这个反演方法需要大气剖面信息。Wan and Li (1997)<sup>[22]</sup> 提出了一个多波段算法来同时从 EOS/MODIS 传感器中同时反演地表温度和发射率, 这个方法受地面的光学性质和大气状态的影响。这两个方法都假定了白天和晚上同一地点的发射率不变。Gillespie et al. (1998)<sup>[23]</sup> 提出了一个方法对

收稿日期: 2006-12-25 修订日期: 2007-01-17

基金项目: 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开放基金。

作者简介: 毛克彪(1977.8~), 男, 博士, 目前在国内外期刊上已发表论文 40 余篇(其中被 SCI 和 EI 收录的有 15 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, 并被邀请给国际遥感(international journal of remote sensing), 地球物理研究(journal of geophysical of research-atmosphere)审稿。

已做大气校正的 ASTER 影像的地表温度和发射率进行分离,这个方法的精度在很大程度上取决于大气校正的精度。

事实上,地球上各种成分不是独立的,而是彼此相互联系的。以全球作为基础来监测和评价地球物理信息是非常必要的,所以开发新方法从卫星遥感数据中提取具体的信息变得越来越重要。反演和分类是遥感经常采用的方法。在本研究中,我们将探索不同波段的发射率之间的关系,大气水汽含量和透过率之间的关系。最后我们利用辐射传输模型和神经网络同时从 MODIS1B 数据中反演地表温度和发射率。

## 2 病态反演问题

陆地表面温度和发射率反演是基于辐射传输方程,它描述了地表热辐射从地表途经大气达到传感器的过程。通常讲,地表不是一个黑体,在计算地表热辐射时需要考虑地表发射率,同时,大气对传感器接受到的能量也有贡献。考虑到这些因素,通用的辐射传输方程为:

$$B_i(T_i) = \tau_i(\theta) [\epsilon_i(\theta) B_i(T_i) + (1 - \epsilon_i(\theta)) I_i^\uparrow] + I_i^\downarrow \quad (1)$$

式中  $T_i$  是地表温度,  $T_a$  是通道  $i$  的星上亮度温度,  $\tau_i(\theta)$  是通道  $i$  在  $\theta$  角时的透过率,  $\epsilon_i(\theta)$  是通道  $i$  在  $\theta$  角时的地表发射率。  $B_i(T_i)$  是地表辐射强度,  $I_i^\uparrow$  和  $I_i^\downarrow$  分别是大气向上和向下的辐射强度。  $I_i^\uparrow$  和  $I_i^\downarrow$  可以分别表示成如下:

$$I_i^\uparrow = (1 - \tau_i(\theta)) B_i(T_a) \quad (2a)$$

$$I_i^\downarrow = (1 - \tau_i(\theta)) B_i(T_a^\downarrow) \quad (2b)$$

$T_a$  是向上的大气平均作用温度,  $T_a^\downarrow$  是向下的大气平均作用温度。用  $I_a^\uparrow$  和  $I_a^\downarrow$  代入式 (1) 可得:

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

为了简化等式, Qin et al.<sup>[11]</sup> 做了一些分析和合理的简化。他们得出结论用  $T_a$  代替  $T_a^\downarrow$  对反演方程不会有太大的影响,所以反演方程可以描述成式 (4)。

$$B_i(T_i) = \epsilon_i(\theta) \tau_i(\theta) B_i(T_i) + [1 - \tau_i(\theta)] [1 - \epsilon_i(\theta)] \tau_i(\theta) B_i(T_a) + [1 - \tau_i(\theta)] B_i(T_a) \quad (4)$$

对于 MODIS 29, 31, 32 波段,方程可以写成如下:

$$B_{29}(T_{29}) = \epsilon_{29}(\theta) \tau_{29}(\theta) B_{29}(T_i) + [1 - \tau_{29}(\theta)] [1 - \epsilon_{29}(\theta)] \tau_{29}(\theta) B_{29}(T_a) + [1 - \tau_{29}(\theta)] B_{29}(T_a) \quad (5a)$$

$$B_{31}(T_{31}) = \epsilon_{31}(\theta) \tau_{31}(\theta) B_{31}(T_i) + [1 - \tau_{31}(\theta)] [1 - \epsilon_{31}(\theta)] \tau_{31}(\theta) B_{31}(T_a) + [1 - \tau_{31}(\theta)] B_{31}(T_a) \quad (5b)$$

$$B_{32}(T_{32}) = \epsilon_{32}(\theta) \tau_{32}(\theta) B_{32}(T_i) + [1 - \tau_{32}(\theta)] [1 - \epsilon_{32}(\theta)] \tau_{32}(\theta) B_{32}(T_a) + [1 - \tau_{32}(\theta)] B_{32}(T_a) \quad (5c)$$

在方程组 (5) 的三个方程中,有五个未知数 (3 个波段的发射率,地表温度和大气平均作用温度),这是一个典型的病态问题。为了反演地表温度和发射率,我们不得不构造其他的方程和限制条件。

## 3 地球物理参数之间的关系

地球物理参数彼此之间不是独立的,而是相互联系的。在以往的算法中,我们没有充分地利用地球物理参数之间的关系。在这里,我们将利用 JPL (URL: <http://speclib.jpl.nasa.gov>) 探讨 MODIS29、31、32 不同波段发射率之间的关系,以及利用大气模型软件 (MODTRAN4) 对大气透过率和大气水汽含量之间的关系进行分析。

### (1) 不同波段发射率之间的关系

在劈窗算法里面,发射率通常被当作一个常数。一个原因是方程不够,另外一个原因是不同的地物在热红外波段的发射率几乎是个常数。热红外波段的发射率是由地物特性决定的,是随波段范围变化而变化的。我们分析了 JPL 提供的 160 余种地物的波谱数据 (URL: <http://speclib.jpl.nasa.gov>), 在 MODIS29~33 (8.55~13 $\mu$ m), 绝大多数的发射率都高于 0.65, 而且变化非常的小。由于发射率曲线是连续并且稳定的,因此我们能够用线性方程来描述局部发射率之间的关系。在分析了发射率的波谱曲线后,我们发现 MODIS 29/31/32 的发射率变化非常小。特别是对于波段 31 和 32, 波段范围间隔非常短,两个波段几乎是连续的了。在 MODIS 像元 1km 尺度下,陆地表面主要是由四种地物类型构成 (土壤、植被、水和岩石,后面将会进行详细的分析)。对于第一种类型土壤,光谱库提供了大概 41 种土壤类型,如图 1a 所示。从图 1a 可以知道,41 种土壤的发射率在波段 31 和 32 之间的发射率的区

别非常的小并且趋势基本相同,但波段 29 与波段 31 和 32 区别比较大。我们对波段 31 和 32 的发射率做了一个回归分析,得到了关系式(6a)。对于第二种类型植被,由于不同植被的光谱差别不是太大,光谱库只提供了四种典型的代表类型(如图 1b)。我们对四种地物在波段 31 和 32 之间的发射率做了回归分析,得到了式(6b)。对于第三大类型雪-水,光谱库提供了 9 种类型,光谱曲线的趋势基本是相同的(如图 1c)。同样,我们对波段 31 和 32 的发射率做了一个回归,得到式(6c)。

$$\epsilon_{32} = 0.5813 + 0.4082\epsilon_{31} \quad (6a)$$

$$\epsilon_{32} = -0.124 + 1.129\epsilon_{31} \quad (6b)$$

$$\epsilon_{32} = -2.1105 + 3.1226\epsilon_{31} \quad (6c)$$

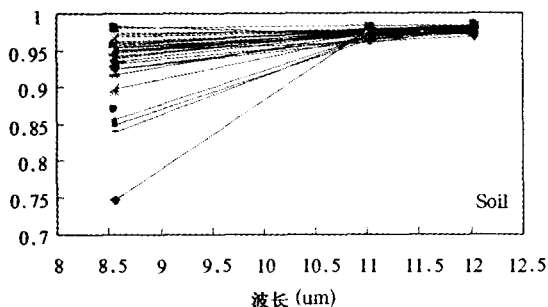


图 1a 不同土壤在 MODIS 三个波段(29/31/32)的发射率

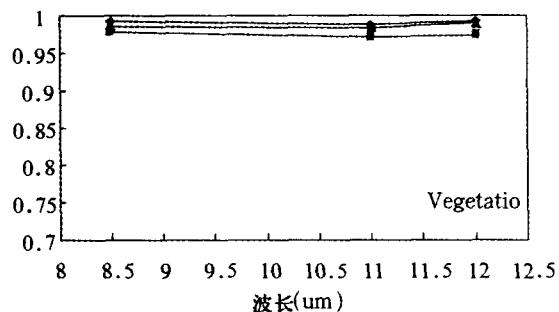


图 1b 不同植被在 MODIS 三个波段(29/31/32)的发射率

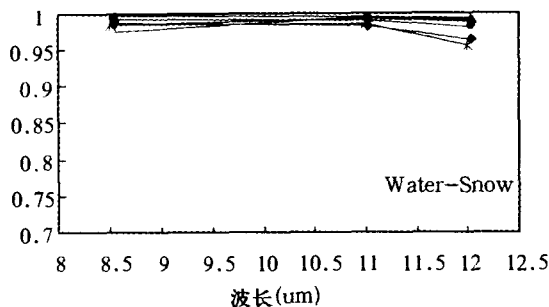


图 1c 不同水/雪在

MODIS 三个波段(29/31/32)的发射率

第四种类型岩石与上面的三种主要类型有些差别,相对来讲,不同岩石的光谱曲线变化要大一些。这里我们主要分析三种类型的岩石(粉末状火成岩,固体火成岩和变质岩)。第一种是粉末状火成岩,光谱库提供了大约 35 类型(如图 1d);第二种固体状火成岩大约是 35 种;第三种变质岩大约是 23 种。同样,我们对波段 31 和 32 的发射率做了回归分析,得到了等式(6d-f)。从图 1d 和图 1f 中可以看出,波段 29 和 31 之间的关系可能更好。具体的波段回归近似误差可以参见表 1。

$$\epsilon_{32} = 0.6177 + 0.3678\epsilon_{31} \quad (6d)$$

$$\epsilon_{32} = 0.2959 + 0.6844\epsilon_{31} \quad (6e)$$

$$\epsilon_{32} = -0.2357 + 1.2461\epsilon_{31} \quad (6f)$$

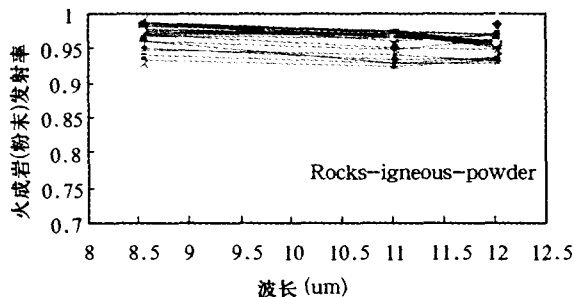


图 1d 不同火成岩(粉末)在 MODIS 三个波段(29/31/32)的发射率

表 1 波段 32 发射率的局部线性近似误差

类型	平均误差	均方根(RMS)	误差分布范围
土壤	0.0027	0.008	0.0001~0.0088
植被	0.0015	0.002	0.0007~0.0022
水-雪	0.003	0.004	0.0002~0.0053
火成岩(粉末)	0.0036	0.0046	0.0002~0.008
火成岩(固体)	0.0071	0.0106	0.0001~0.0076
变质岩	0.018	0.0242	0.001~0.0586

注:有一种粉末火成岩误差大于 0.014;有 5 种固体火成岩误差大于 0.01

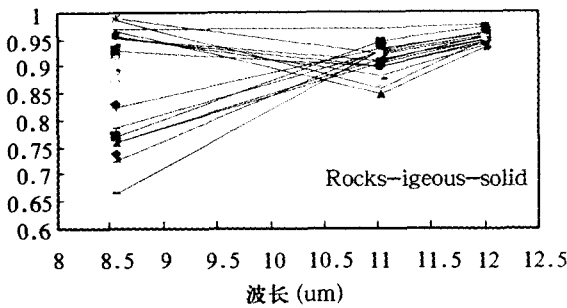


图 1e 不同火成岩(固体)在 MODIS 三个波段(29/31/32)的发射率

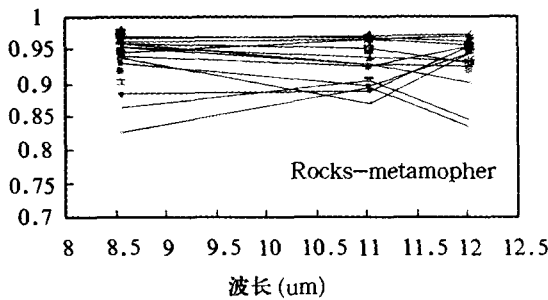


图 1f 不同变质岩在 MODIS 三个波段(29/31/32)的发射率

在 1km 尺度下,我们分析了地面常见的大约 80 种地物类型。在分析之后,基本上可以将上述的各种地物分成两组,一组是非雪和水的地表类型,波段 31 与波段 29 和 31 之间的关系可以写成式(7)。

$$\epsilon_{31} = 0.0749 + 0.057\epsilon_{29} + 0.862\epsilon_{32} \quad (7)$$

第二种类型是水和雪覆盖的地表,波段 31 与波段 29 和 31 之间的关系可以写成式(8)。

$$\epsilon_{31} = 0.6836 + 0.0357\epsilon_{29} + 0.2763\epsilon_{32} \quad (8)$$

对于非水和雪覆盖的地表,波段 31 的平均近似误差在 0.0031 以下;对于水和雪覆盖的地表,波段 31 的平均近似误差在 0.0011 以下。

虽然地表类型非常复杂(例如人造地物),但在 1km 尺度下,地物主要是由四种类型构成(土壤、植被、水和岩石)。事实上,从上面的光谱曲线分析可知,我们能够利用热红外波段来对地物进行分类,因为不同地物的发射率的信息包含在里面了。另外,如果我们可以利用可见光和近红外对于地物进行分类,然后可以用更多的等式去描述不同地物发射率之间的关系,从而克服方程不足的问题。

#### (2) 大气水汽含量和大气透过率的关系

大气透过率是地表温度反演过程中的一个关键参数,它经常是通过大气模拟软件(6S, LOWTRAN, MODTRAN 等)模拟得到。由于技术上的困难,大气透过率往往很难实时获取。经常使用的方法是使用大气模拟软件利用当地的大气水汽含量

模拟得到。在 MODIS 的 36 个波段中,有 5 个近红外波段: 2(0.865(m)), 17(0.905(m)), 18(0.936(m)), 19(0.940(m)), 5(1.24(m))。其中 17, 18, 19 是三个大气吸收波段,而 2 和 5 是大气窗口波段。这样设计的目的是为了利用 MODIS 近红外波段反演大气水汽含量。从近红外波段反演大气水汽含量的算法具体可以详细参见<sup>[12~13,24]</sup>。

因为热红外波段的大气透过率主要受大气水汽含量的影响,我们可以通过 MODTRAN4 模拟得到 MODIS19, 31, 32 波段透过率与大气水汽含量的关系。图 2 是模拟结果。

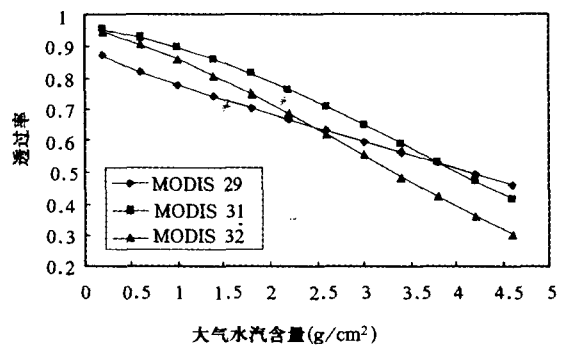


图 2 大气透过率与大气水汽含量之间的关系

我们做了一个统计回归,透过率与大气水汽含量关系具体如下:

$$\text{波段 29: } \tau_{29} = 1.548e^{-\frac{w}{0.489}} - 0.663, R^2 = 0.999 \quad (9a)$$

$$\text{波段 31: } \tau_{31} = 2.9 - 1.88e^{-\frac{w}{0.73}}, R^2 = 0.998 \quad (9b)$$

$$\text{波段 32: } \tau_{32} = 4.6e^{-\frac{w}{0.71}} - 3.59, R^2 = 0.997 \quad (9c)$$

从上面的分析可知,有三个辐射传输方程,发射率之间存在局部线性关系,大气水汽含量和大气透过率之间的关系。另外,大气平均作用温度、地表温度和星上亮度之间也存在某种线性关系(至少是控制条件),在这里限于篇幅,我们不做详细的推导。事实上,只要我们对不同地物的邻近波段之间发射率分别建立方程就可以克服方程不足的困难。地球物理参数之间的关系决定了神经网络是解病态问题的最好方法之一。神经网络是优化算法,能使参数反演误差达到最小。

#### 4 神经网络解病态反演问题

从上面的分析可知,陆地表面温度和发射率能够通过三个热红外波段以及地球物理参数之间的关

系来反演。在本研究中,我们主要利用辐射传输模型(MODTRAN4)和神经网络来解反演问题。许多研究已经证明神经网络具备函数近似,分类和优化计算的能力(Hsu et al, 1992)<sup>[25]</sup>,所以我们认为神经网络是解病态反演问题的最好方法。由于神经网络具备从复杂的和不精确的数据中提取信息,所以神经网络能够被用来提取模式预测<sup>[25]</sup>。对于从遥感数据中反演地球物理参数,由于其中非线性的关系和相互作用的因素很难描述清楚,传统的方法在简化的过程中使得反演精度下降。但神经网络与传统的方法不一样,它不需要准确地知道反演算法(规则),即不需要准确地知道输入参数和输出参数之间的具体关系。神经网络通过训练数据直接决定了输入数据和输出数据之间的关系。

从2和3分析可知,虽然反演方程比未知数少,但地球物理参数之间的相互关系是已知的。在热红

外波段,发射率基本上稳定的,它们(MODIS29/31/32)(8~13.4 $\mu\text{m}$ )之间存在局部线性关系,所以模拟数据能够通过辐射传输模型能够很好保持地球物理参数之间的关系,从而避免由于实际测量带来误差。这意味着每种地物不同波段之间发射率的线性或者非线性关系能够被很好地确定。在本研究中,我们用MODTRAN4来模拟MODIS 29/31/32的辐射过程,这些模拟数据可以被当作真实的地表数据。MODIS29/31/32的发射率(如图1)被作为MODTRAN4的输入参数。陆地表面温度的变化范围从270K到320K,大气水汽含量的变化范围从0.2g/cm<sup>2</sup>到4.5g/cm<sup>2</sup>。我们随机地将模拟数据分成两部分:训练数据7760组和测试数据634组。然后用动态学习神经网络(DL)<sup>[26]</sup>解反演问题。根据表面类型和反复的尝试,具体的信息可以参见表2。

表2 反演误差结果

隐含节点	地表温度		波段 29	发射率	波段 31	发射率	波段 32	发射率
	R	SD	R	SD	R	SD	R	SD
100-100	0.995	1.63	0.955	0.018	0.922	0.016	0.906	0.02
200-200	0.996	1.5	0.958	0.017	0.938	0.014	0.938	0.015
300-300	0.996	1.45	0.958	0.017	0.942	0.013	0.938	0.015
400-400	0.998	0.95	0.975	0.013	0.968	0.01	0.968	0.01
500-500	0.994	1.77	0.961	0.016	0.951	0.013	0.953	0.013
600-600	0.999	0.55	0.984	0.01	0.978	0.008	0.976	0.009
700-700	1	0.51	0.988	0.009	0.985	0.007	0.986	0.007
800-800	1	0.48	0.988	0.009	0.984	0.007	0.984	0.008
900-900	1	0.52	0.986	0.01	0.983	0.008	0.983	0.008

R:相关系数; SD: 标准偏差 t

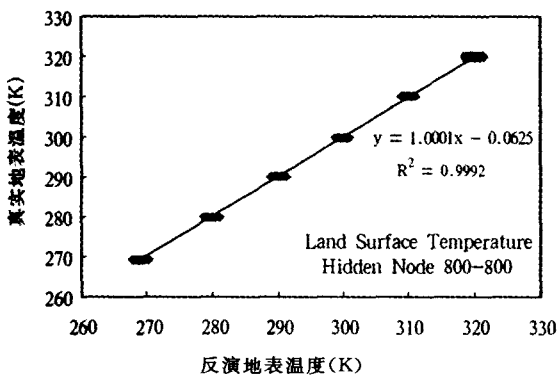
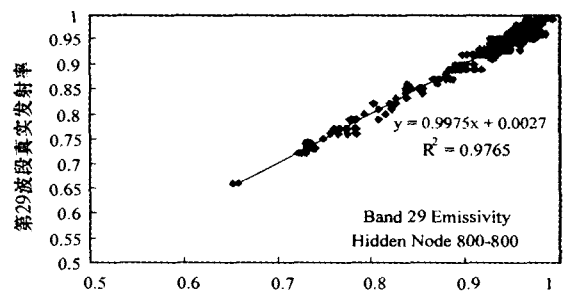


图3 地表温度反演误差分布

从表2可知,当隐含层是2层,每层节点是800时,反演的精度最高。我们认为层数和节点数目主要由地表类型,Planck函数简化以及大气水汽含量和透过率之间的关系决定的。我们对反演结果和真

实地表数据做了对比。从图3可以看出,地表温度反演误差非常的小:地表温度的平均反演误差在0.4 $^{\circ}\text{C}$ 以下;图4是地表发射率反演误差:波段29发射率平均反演误差在0.008以下;波段31在0.006以下;波段32也是在0.006以下。



第29波段发射率反演值

图4a 第29波段真实地表发射率和反演发射率比较

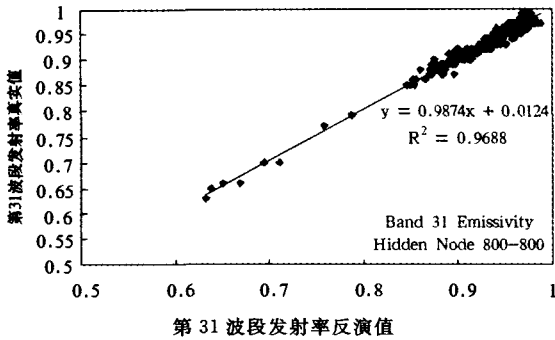


图4b 第31波段真实地表发射率和反演发射率比较

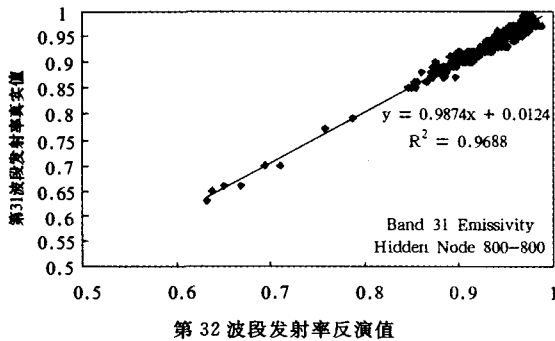


图4c 第32波段真实地表发射率和反演发射率比较

## 5 结束语

本文讨论了从 MODIS1B 数据中同时反演地表温度和发射率的病态问题,用 JPL 提供的大约 160

种地物分析了在 MODIS29/31/32 波段范围发射率之间的关系,和用 MODTRAN4 对大气透过率与大气水汽含量之间的关系进行了模拟分析。由于地球物理参数之间存在着相互关系,这些关系不能严格地用数学方法来描述,这就决定了大气辐射传输模型和神经网络的集成是解决地球物理参数(地表温度和发射率)病态反演问题的最好方法之一。

我们使用 MODTRAN4 来生成模拟数据训练和测试神经网络。测试结果表明 RM-NN 能够很好地解决病态反演问题。对于 MODIS 数据,当使用两个隐含层和每个隐含层节点数为 800 时精度最高。地表温度的平均反演误差在  $0.4^{\circ}\text{C}$  以下;波段 29 发射率平均反演误差在 0.008 以下;波段 31 在 0.006 以下;波段 32 也是在 0.006 以下。这个方法也适用于 ASTER1B 数据,当我们用 ASTER 四个热红外波段的星上亮度温度(不需要大气水汽含量参数)做了神经网络的输入参数时,可以精确地同时反演地表温度和发射率。

致谢:

作者在这里要感谢:施建成(中国科学院遥感所研究员),李召良(中国科学院地理所研究员),万正明(美国加州圣巴巴拉分校教授)等在该研究中提供的指导和资料。

## 参考文献

- Price J. C. . Land surface temperature measurements from the split-window channels of the NOAA-7 AVHRR[J]. J. Geophys. Res, 1984(79): 5039~5044.
- Becker, F. and Li Z-L. . Towards a local split window method over land surface[J]. Int. J. Remote Sens. 1990(11);369~393.
- Sobrino, J. A. and V. Caselles. A methodology for obtaining the crop temperature from NOAA-9 AVHRR data[J]. Int. J. Remote Sensing, 1991(12): 2461~2475.
- Sobrino, J. A., Li Z-L., Stoll, M. P. and Becker, F. . Improvements in the split window technique for land surface temperature determination[J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. ,1994(32);243~253.
- Coll, C., V. Caselles, A. Sobrino and E. Valor. On the atmospheric dependence of the split-window equation for land surface temperature[J]. Int. J. Remote Sens. Environ,1994(27);105~122.
- Vidal A. . Atmosphere and emissivity correction of land surface temperature measured from satellite data[J]. Int. J. Remote Sensing. ,1991(12);2449~2460.
- Kerr, Y. H, J. P. Lagouarde, and J. Imbernon, Accurate land surface temperature retrieval from AVHRR data with use of an improved split window algorithm[J]. Remote Sens Environ. ,1992(41);197~209.
- Ottle C. and M. Stoll. Effect of atmospheric absorption and surface emissivity on the determination of land temperature from infrared satellite data[J]. Int. J. Remote Sensing, 1993(14): 2025~2037.
- Prata, A. J. . Land surface temperatures derived from the advanced very high resolution radiometer and the along-track scanning radiometer 2. Experimental results and validation of AVHRR algorithms[J]. Journal of Geophysical Research,1994(99);13025~13058.
- Wan Z. and J. Dozier. A generalized split-window algorithm for retrieving land surface temperature measurement from

- space[J]. IEEE Trans. Geosci. Remote sensing, 1996(34): 892~905.
- 11 Qin Zhihao, Giorgio Dall Olmo and Arnon Karnieli. Derivation of split window algorithm and its sensitivity analysis for retrieving land surface temperature from NOAA-advanced very high resolution radiometer data[J]. Geophysical Research, 2001(22): 655~22,670.
  - 12 Sobrino, J. A. ,J. EL KHARRAZ, Z. -L. LI. Surface temperature and water vapour retrieval from MODIS data[J]. Int. J. Remote Sensing,2004(24),5161~5182.
  - 13 Mao K. , Z. QIN, J. SHI, P. GONG. A practical split-window algorithm for retriving land surface temperature from MODIS data[J]. Int. J. Remote Sensing, 2005,15, 3181~3204.
  - 14 Kahle A. B. , Alley R. E. . Separation of temperature and emittance in remotely sensed radiance measurements[J]. Remote Sensing of Environment,1992(42): 1~20.
  - 15 Hook S. J. , Gabell A. R. , Green A. A. and Kealy P. S. . A comparison of techniques for extracting emissivity information from thermal infrared data for geologic studies[J]. Rem. Sens. Environ. ,1992(42): 123~135.
  - 16 Watson K. . Spectral ratio method for measuring emissivity[J]. Rem. Sens. Environ. , 1992(42):113~116.
  - 17 Kealy P. S. and Hook S. . Separating temperature and emissivity in thermal infrared multispectral scanner data: Implication for recovering land surface temperatures[J]. Trans. Geosci. Remote Sensing, 1993(31):1155~1164.
  - 18 Schmugge T. , Hook S. J. , Coll C. . Recovering surface temperature and emissivity from thermal infrared multispectral data[J]. Remote Sensing of Environment, 1998,65(2): 121~131.
  - 19 Schmugge T. , French A. , Ritchie J. C. , Rango A. , Pelgrum H. . Temperature and emissivity separation from multispectral thermal infrared observations[J]. Remote Sensing of Environment, 2002,79(2-3): 189~198.
  - 20 Liang Shunlin. An optimization algorithm for separating land surface temperature and emissivity from multispectral thermal infrared imagery [J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 2001(39):264~274.
  - 21 Li, Z-L. and Becker, F. . Feasibility of land surface temperature and emissivity determination from AVHRR data[J]. Remote Sens. Environ. ,1993(43): 67~85.
  - 22 Wan Zhengming, Zhao-liang Li. A physics-based algorithm for retrieving land-surface emissivity and temperature from EOS/MODIS data[J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing,1997(35): 980~996.
  - 23 Gillespie Alan, Shuichi Rokugawa, Tsuneo Matsunaga, J. Steven Cothorn, Simon Hook, and Anne Kahle. A temperature and emissivity separation algorithm for advanced spaceborne thermal emission and Reflection Radiometer (ASTER) images [J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens,1998(36): 1113~1126.
  - 24 Kaufman Y,J. , Bo-Cai. Gao. Remote sensing of water vapor in the near IR from EOS/MODIS[J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing,1992(30):871~884.
  - 25 Hsu, Shinyi, T. Masters, M. Olson, M. Tenorio and T. Grogan. Comparavtive analysis of five neural networks models [J]. Remote Sensing Reviews, 1992(6):319~329.
  - 26 Yu Chang Tzeng, K. S. Chen, Wen-Liang, A. K. Fung. A dynamic learning neural network for remote sensing applications[J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing,1994(32):1096~1102.
  - 27 Wan zheng-ming. MODIS land-surface temperature algorithm theoretical basis document(LST ATBD) Version 3. 3[R]. Institute for Computational Earth System Science, University of California, Santa Barbara, CA,1999.
  - 28 Qin Z. Karnieli A. , P. Berliner. A mono-window algorithm for retrieving land surface tempeature from landsat TM data and its application to the Israel-Egypt border region[J]. Int. J. Remote Sensing, 2001(22):3719~3746.

## An NN Algorithm for Retrieving Land Surface Temperature and Emissivity from MODIS Data

MAO Ke-biao<sup>①,②,③</sup>, TANG Hua-jun<sup>①</sup>, LI Li-ying<sup>②</sup>, XU Li-na<sup>②</sup>

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

- 12 李先华, 兰立波, 等. 卫星遥感数字图像的地面辐射改正研究[J]. 遥感技术与应用, 1995, 10(1): 1~9.
- 13 李英成. 数字遥感影像地形效应分析及校正[J]. 北京测绘, 1994(2): 14~19.
- 14 朱叶飞, 张万昌, 蒋建军. 基于 DEM 的 ETM+ 图像辐射校正及汉江流域反照率的计算[J]. 国土资源遥感, 2004(3): 8~13.
- 15 吴瑞东. 卫星遥感影像数据的地形影响校正[J]. 遥感信息, 2005(4): 31~34.
- 16 J. Dozier and J. Frew. Rapid calculation of terrain parameters for radiation modeling from digital elevation data [J]. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 1990, 28(5): 963~969.
- 17 T. M. Klucher. Evaluation of models to predict insolation on tilted surfaces[J]. Solar Energy, 1978(23): 111~113.
- 18 Hay, J. E., Davies, J. A. Calculation of solar radiation incident on an inclined surface [A]. Proceedings of first Canadian Solar Radiation Workshop [C]. 1980. 59~72.
- 19 Reindl D. T., Beckman W. A., and Duffie, J. A. Evaluation of hourly tilted surface radiation models [J]. Solar Energy, 1990, 45(1): 9~17.
- 20 C. Proy, D. Tanre, and P. Y. Deschamps. Evaluation of topographic effects in remotely sensed data[J]. Remote Sens. Environ. 1989(30): 21~32.
- 21 R. W. Saunders. The Determination of broad band surface albedo from AVHRR visible and near-infrared radiances [J]. Int. J. Remote Sensing, 1990, 11(1): 49~67.
- 22 M. A. Gilatert, C. Conese et al. An atmospheric correction method for the automatic retrieval of surface reflectance from TM images [J]. Int. J. Remote Sensing, 1994, 15(10): 2065~2086.

## Modification of Atmospheric Correction Model and Surface Reflectance Retrieval from TM Imagery in Rugged Terrain

QI Xue-yong<sup>①②</sup>, TIAN Qing-jiu<sup>①③</sup>

(① International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210093.

② China Center for Resource Satellite Data and Applications, Beijing 100073;

③ The Key Lab of China Remote Sensing Satellite Ground Station, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100086.)

**Abstract:** Based on optical remote sensing radiation transfer theory, the interactively topographic effects on diffuse irradiance as well as adjacency effects are emphasized. A modified atmospheric correction model and surface reflectance retrieval method are proposed. The algorithm of the model was programmed with IDL. The model was validated, evaluated and analyzed in the typical mountainous area with forest cover in Liping County, Guizhou Province, taken Landsat-5 TM image and 1:50,000 DEM as data sources. The results show that atmospheric and topographic effects on TM imagery can be removed synchronously and efficiently using the proposed model, also the accuracy of the reflectance retrieval and the data quality are improved, which will advance the quantitative analysis and application of optical remote sense data in rugged terrain.

**Key words:** TM; atmospheric correction; topographic effect; pixel; reflectance

(上接第 15 页)

**Abstract:** Three radiative transfer equations are built for MODIS bands 29, 31 and 32 to involve five unknown parameters (average atmospheric temperature, land surface temperature and three band emissivities). Temperature and emissivity retrieval from the equations can be thus defined as an ill-posed problem. In the paper thorough analysis has been given to the relationships between different band emissivities in MODIS bands 29, 31 and 32 for above 160 types of features provided by JPL, and the relationship between transmittance and water vapor. Due to the fact that some interconnections may exist among the emissivities and the temperatures, we use neural network algorithm for resolution of the five unknown parameters from the three equations. The result indicates that the algorithm is applicable for the ill-posed problem. Therefore, it can be concluded that combination of radiative transfer model (RM) with neural network (NN) algorithm can be an applicable alternative for simultaneous retrieval of land surface temperature and emissivity from MODIS thermal band data.

**Key words:** LST; emissivity; MODIS