

基于多层感知器网络的 FTIR 高光谱数据 温度和发射率光谱同步反演

程 洁^{1,3}, 肖 青¹, 李小文^{1,2}, 柳钦火^{1,3}, 杜永明^{1,2}

1. 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
2. 北京师范大学, 北京 100875
3. 中国科学院研究生院, 北京 100039

摘 要 文章以土壤为例, 首先指出了典型的温度反射率分离算法由高光谱 FTIR 数据反演温度和发射率的局限; 当地物出射能量的真值和地物真实温度对应的黑体辐射在数值上的差别与仪器的噪声等效光谱辐射亮度在相同的数量级上时, 产生奇异发射率的概率很大, 野外测量时这种现象在 714 和 1 250 cm^{-1} 附近经常发生。针对这个局限, 构建了一个三层的感知器(MLP)网络, 利用 ASTER 光谱库中的土壤发射率光谱生成训练样本, MODIS 光谱库中的土壤发射率光谱生成测试样本, 对网络进行训练和测试, 取得了比较好的结果。同时利用光谱平滑迭代算法(ISSTES)由测试样本反演土壤的温度和发射率, 并与 MLP 方法的结果进行比较, MLP 方法反演的土壤发射率精度在可接受的范围之内, 略低于 ISSTES 算法, MLP 方法的优点在于, 它能够克服典型的温度发射率算法的局限, 可以作为典型的温度发射率分离算法有益的补充。

关键词 FTIR; 土壤; 温度; 发射率光谱; 神经网络

中图分类号: TP7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-0593(2008)04-0780-04

引 言

由辐射测量数据反演地物的温度和发射率, 本质上是一个病态问题。虽然光谱细分可以产生一些有用的约束条件, 但它并不能改变问题的本质。假设地表为朗伯体, 由基尔霍夫定律, 地面测量红外传感器接收的地表出射辐射可以近似为

$$L_j(\theta_r, \phi_r) = \epsilon_j(\theta_r, \phi_r) B_j(T_s) + (1 - \epsilon_j(\theta_r, \phi_r)) \overline{L_{\text{atm}\downarrow, j}} \quad (1)$$

其中 $\overline{L_{\text{atm}\downarrow, j}} = \frac{1}{\pi} \int_{2\pi} L_{\text{atm}\downarrow, j}(\theta_r, \phi_r) \cos\theta_r d\Omega_i$ 为等效大气下行辐射, $L_j(\theta_r, \phi_r)$ 表示传感器第 j 波段接收到的辐射亮度, $\epsilon_j(\theta_r, \phi_r)$ 为地物第 j 波段的方向发射率, $B_j(T_s)$ 表示温度为 T_s 时的普朗克函数。近 30 年的研究都集中在如何采取一定的假设和近似, 构造多余观测(或者减少待反演参数), 使方程完备, 形成了一些代表性的温度发射率分离算法^[1-7]。算法的基本思想可以归结为首先得到目标温度的最佳估值, 然后由公式(1)得到地物的发射率光谱

$$\epsilon_j = \frac{L_j(\theta_r, \phi_r) - \overline{L_{\text{atm}\downarrow, j}}}{B_j(T_{\text{inverse}}) \overline{L_{\text{atm}\downarrow, j}}} \quad (2)$$

其中 T_{inverse} 表示地物温度的反演值。

基于高光谱 FTIR 数据的地物温度和发射率提取, 无论地物温度确定的精度如何高, 使用公式(2)计算地物的发射率, 经常会得到奇异的发射率。以 ASTER 光谱库中的一条土壤光谱为例, 由公式(1)产生模拟数据, 并加上 FTIR 光谱仪 BOMEN MR 304 的噪声等效光谱辐射亮度(NESR), 采用光谱迭代平滑算法 ISSTES^[8]开展反演试验, 阐述奇异发射率值产生的原因。图 1 为计算的发射率和真实发射率以及用来计算发射率的各个能量关系比较图。土壤真实温度 275 K, 大气下行辐射使用 MODTRAN4.0 模拟, 大气模式为中纬度夏天模式, 反演温度为 275.05 K。

对于在 714~1 250 cm^{-1} (8~14 μm) 大气窗口的两端奇异发射率产生的原因, 由方程(2)我们可以从数值计算的角度看出一些端倪, 随机误差无处不在和其随机性给发射率的求解带来很大的不确定性。测量值 $L_j(\theta_r, \phi_r)$ 和 $\overline{L_{\text{atm}\downarrow, j}}$ 都具有误差; 地物温度的反演值 T_{inverse} 与真实温度具有一定的误差, 将其代入普朗克函数中, 误差传递到黑体辐射中。当地

收稿日期: 2007-01-08, 修订日期: 2007-04-06

基金项目: 中国科学院知识创新工程重要方向性项目(KZCX2-YW-3B, KZCK3-YW-338), 国家自然科学基金重点项目(40730525)和国家自然科学基金项目(40501042)资助

作者简介: 程 洁, 1981 年生, 中国科学院遥感应用研究所博士研究生 e-mail: brucechan2003@126.com

物出射能量的真值和地物真实温度对应的黑体辐射在数值上的差别与仪器的随机噪声相当时,产生奇异发射率概率非常大。

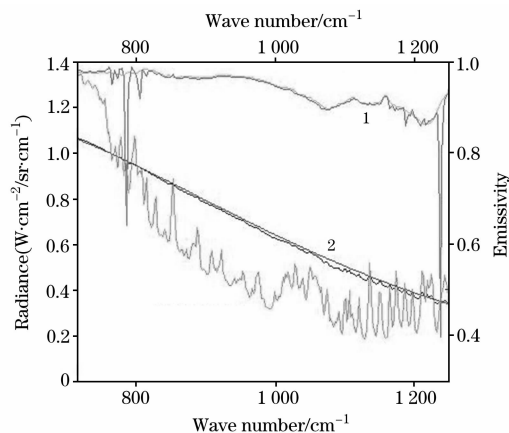


Fig. 1 Comparison of calculated emissivity and true emissivity, so does the energies used to calculate emissivity

1: true emissivity; 2: calculated emissivity

神经网络作为一种有效的非线性逼近方法,已成功用于遥感反演,尤其是对于星载高光谱 FTIR 数据的大气参数反演,神经网络方法已成为与物理反演法互补的算法^[9-15]。神经网络通过大量具有代表性样本的训练和学习,建立输入和输出之间的非线性映射,避免直接求解物理问题本身,具有较好的外延能力,是否可以将其引入 FTIR 光谱数据同步反演土壤温度与发射率中,从而解决上述特殊情况下典型温度发射率分离算法产生的奇异发射率问题,是本文的研究目的。

1 基于神经网络的反演方法

1.1 数据准备

训练样本来自 ASTER 光谱库中的 58 条土壤发射率光谱。大气模式采用美国标准大气、中纬度夏天大气模式和中纬度冬天模式,共 3 个,大气的下行辐射使用 MODTRAN4.0 模拟,总共 174 个样本,土壤温度随机产生,均值为 300 K,标准差为 5 K。传感器接收的辐亮度使用公式(1)产生,分别给模拟的大气下行辐射和传感器接收辐亮度加上 FTIR 光谱仪 BOMEN MR 304 的噪声等效光谱辐亮度,构成训练数据集。

测试样本来自 MODIS 光谱库中的 45 条土壤发射率光谱。将其光谱分辨率插值,与 ASTER 光谱库的光谱分辨率一样,大气下行辐射和土壤温度产生方式和训练数据集相同,传感器接收的辐亮度使用公式(1)产生,分别给模拟的大气下行辐射和传感器接收辐亮度加上 FTIR 光谱仪 BOMEN MR 304 的噪声等效光谱辐亮度,构成含有 135 个样本的训练数据集。

1.2 神经网络模型

理论上已经证明:具有偏差和至少一个 S 型隐含层加上一个线性输出层的网络,能够逼近任何有理函数,因此这里

采用三层感知器(MLP)模型。模型输入为经归一化处理的传感器接收的辐亮度和大气的下行辐射,模型输出为经归一化处理的土壤的温度和发射率,隐层神经元个数根据 Kolmogorov 定理确定,网络结构为 560-1121-281。中间层的传递函数为双曲正切 S 型传递函数,输出层采用线性传递函数。学习算法采用变尺度共轭梯度算法(SCG)。误差函数使用均方误差(mse)性能函数。

1.3 模型结果

MLP 的训练目标设置为 $1e-005$,经过 33 662 次训练,训练目标实现,mse 达到 $9.999\ 13\ e-006$ 。测试样本温度反演的平均绝对偏差为 0.268 K,样本发射率反演的均方根误差为 0.003。图 2(a)给出了测试样本温度反演值和真值的关系,图 2(b)给出了测试样本反射率反演的波段均方根误差。由图 2 可知,除在 $714\ \text{cm}^{-1}$ ($14\ \mu\text{m}$)附近,MLP 方法反演的土壤发射率的波段均方根误差在 0.005 之内。

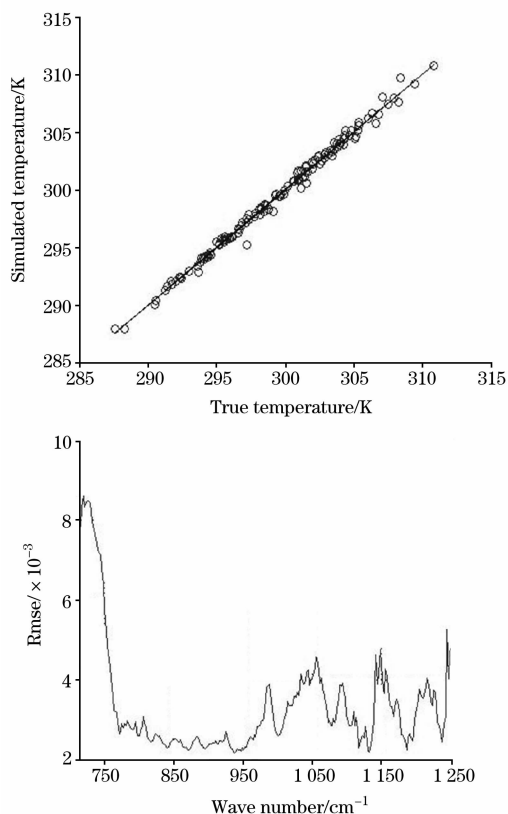


Fig. 2 Inversion result of MLP from the test data

(a): Relationship between desired temperatures and inversion temperatures; (b): Rmse of emissivity

2 与 ISSTES 算法的比较

该方法最早由 Borel^[6]提出,它的基本思想:对于 FTIR 高光谱数据而言,地表的发射率光谱要比大气的下行辐射平滑得多。定义一个衡量发射率光谱曲线平滑程度的平滑度指数,通过不断优化温度,并计算发射率曲线的平滑度指数,具有最小平滑度指数的发射率曲线所对应温度就是目标温度

的最佳估值, 此时的发射率曲线就是目标的发射率曲线。光谱迭代平滑算法最大的特点, 它利用了大气下行辐射光谱的特征。

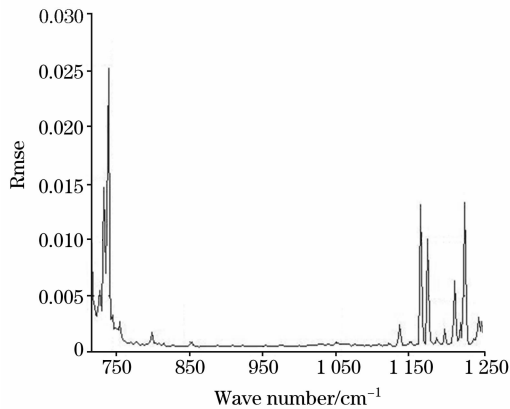


Fig. 3 Rmse of emissivity derived from the test samples using ISSTES

ISSTES 算法反演的平均绝对偏差为 0.02K, 样本发射率反演的均方根误差为 0.0013, 但是在 714~1250 cm^{-1} 大气窗口的两端, 发射率的波段均方根误差分别达到 0.025 和 0.014, 这样的精度在实际应用中是没有意义的。比较图 2 (b) 和图 3, 使用 MLP 方法反演发射率波段均方根误差在大气窗口的两端要明显优于 ISSTES 算法的结果, 虽然总体上 ISSTES 算法要优于 MLP 方法, 这也说明了两种方法具有互补性, 通过两种方法的结合可以获得高精度的土壤发射率。图 4 给出了一个具体的例子, 该例较好地说明了 MLP 方法的优势。

3 结 论

本文以土壤为例, 指出了典型的温度发射率分离算法由高光谱 FTIR 数据反演温度和发射率的局限, 给出了产生奇异发射率的原因。针对经典的温度发射率分离算法的局限, 构建了一个三层的感知器 (MLP) 神经网络模型同时反演土壤的温度和发射率, 利用两个相互独立的发射率光谱库中的土壤发射率光谱分别产生训练数据集和测试数据集, 将训练好的网络模型用于测试数据集的土壤温度发射率同步反演, 获得了比较好的结果, 充分说明了该网络具有较好的外延能力。同时使用 ISSTES 算法对测试数据集进行反演, 并与 MLP 反演结果比较, 总体上 ISSTES 算法的精度要高于

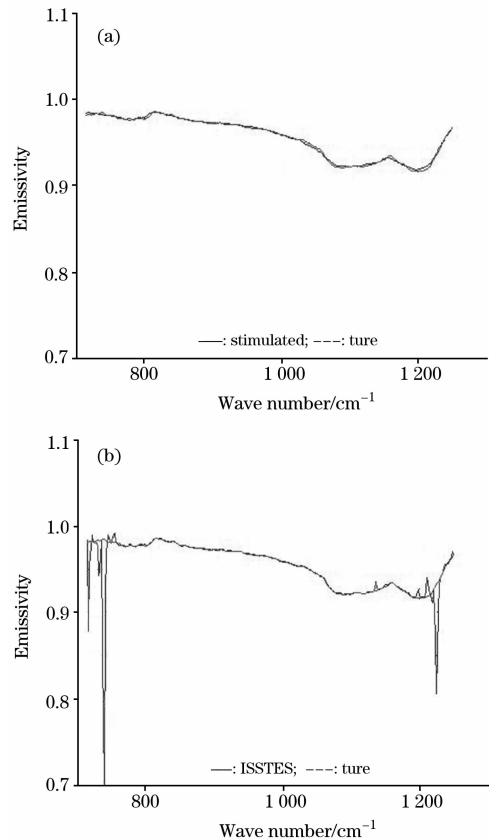


Fig. 4 Comparison between the soil true emissivity and the emissivity derived using the MLP and ISSTES algorithm respectively

(a): MLP; (b): ISSTES

MLP 方法, 但它无法克服典型温度发射率分离算法的局限, 而神经网络的精度虽然低于 ISSTES 算法, 但它的精度在可接受的范围内, 它的优点在于能够很好的克服经典温度发射率分离算法的局限, 和 ISSTES 算法结合使用, 能够获得高精度、完整的土壤发射率光谱。

需要说明的是, 用于神经网络训练和测试的模拟数据所用的光谱数据来自两个相互独立的光谱库, 大气辐射数据来自标准大气模式, 实际应用中需要将我国典型的地物发射率光谱和代表性的大气廓线加入光谱库和大气廓线库中, 产生更具有代表性的训练数据集, 进行网络训练, 然后用于高光谱 FTIR 数据的地物温度和发射率反演, 这样会具有更好的效果。

参 考 文 献

- [1] Kahle A B, Madura D P, Soha J M. *Applied Optics*, 1980, 19: 2279.
- [2] Ken Watson. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 42: 113.
- [3] Barducci A, Pippi I. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(3): 681.
- [4] Matsunaga T A. *Journal of Remote Sensing Society of Japan*, 1992, 42: 83.
- [5] Gillespie A R, Matsunaga T, Rokugawa S, et al. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(4): 1113.
- [6] Borel C C. *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1998, 1: 546.
- [7] Becker F, Li Z L. *Remote Sensing of Environment*, 1990, 32: 17.
- [8] Paul M Ingram, A Henry Muse. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(10): 2158.
- [9] Filipe Aires, Alain Chedin, Noelle A Scott, et al. *Journal of Applied Meteorology*, 2002, 41: 144.
- [10] Cathy Clerbaux, Juliette Hadji-Lazaro, Sebastien Payan, et al. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(3): 1657.
- [11] LIU Bing-ping, LI Yan, ZHANG Lin, et al(刘丙萍, 李 燕, 张 琳, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2006, 26(1): 51.
- [12] BAO Yi-dan, WU Yan-ping, HE Yong(鲍一丹, 吴燕萍, 何 勇). *Journal of Agricultural Mechanization Research(农机化研究)*, 2004, (3): 162.
- [13] Turquety S, Hadji-Lazaro J, Clerbaux C, et al. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 2004, 109(D21): 21301.
- [14] LI Yan, WANG Jun-de(李 燕, 王俊德). *Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析)*, 2003, 23(6): 1104.
- [15] GAO Ming-guang, LIU Wen-qing, ZHANG Tian-shu(高闽光, 刘文清, 张天舒, 等). *Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析)*, 2006, 26(1): 47.

Multi-Layer Perceptron Neural Network Based Algorithm for Simultaneous Retrieving Temperature and Emissivity from Hyperspectral FTIR Data

CHENG Jie^{1,3}, XIAO Qing¹, LI Xiao-wen^{1,2}, LIU Qin-huo^{1,3}, DU Yong-ming^{1,2}

1. 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
2. Center for Remote Sensing and GIS, Beijing Normal University, Beijing 100875, China
3. Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China

Abstract The present paper firstly points out the defect of typical temperature and emissivity separation algorithms when dealing with hyperspectral FTIR data: the conventional temperature and emissivity algorithms can not reproduce correct emissivity value when the difference between the ground-leaving radiance and object's blackbody radiation at its true temperature and the instrument random noise are on the same order, and this phenomenon is very prone to occur rance near 714 and 1 250 cm^{-1} in the field measurements. In order to settle this defect, a three-layer perceptron neural network has been introduced into the simultaneous inversion of temperature and emissivity from hyperspectral FTIR data. The soil emissivity spectra from the ASTER spectral library were used to produce the training data, the soil emissivity spectra from the MODIS spectral library were used to produce the test data, and the result of network test shows the MLP is robust. Meanwhile, the ISSTES algorithm was used to retrieve the temperature and emissivity form the test data. By comparing the results of MLP and ISSTES, we found the MLP can overcome the disadvantage of typical temperature and emisivity separation, although the rmse of derived emissivity using MLP is lower than the ISSTES as a whole. Hence, the MLP can be regarded as a beneficial complementarity of the typical temperature and emissivity separation.

Keywords Fourier transform infrared; Soil; Temperature; Emissivity spectrum; Neural network

(Received Jan. 8, 2007; accepted Apr. 6, 2007)