

利用人工神经网络方法反演大气温度廓线

张雪慧^{1,2} 官 莉¹ 王振会¹ 韩 静¹

(1. 南京信息工程大学,南京 210044; 2. 浙江省嘉兴市气象台)

提 要: 高光谱大气红外探测仪 AIRS(Atmospheric Infrared Sounder)资料能够显示小尺度的大气温度垂直结构,为数值预报和天气诊断提供了更加准确精细的初始场。目前处理数据主要使用晴空大气业务反演国际 MODIS/AIRS 处理软件包 IMAPP (International MODIS/AIRS Preprocessing Package) 中的特征向量统计回归算法,由于统计法算法简单,反演精度受到较大限制。现提出一种利用人工神经网络的算法来对晴空状况下 AIRS 模拟辐射值进行大气温度廓线反演的的方法,并与特征向量统计法结果相比较。结果表明,神经网络方法与特征向量统计法反演所耗时间相当,减小了反演误差,各高度层温度反演精度均有不同程度的改进,获得了较好的反演结果。

关键词: 温度反演 AIRS 神经网络 特征向量回归反演法

Retrieving Atmospheric Temperature Profiles Using Artificial Neural Network Approach

Zhang Xuehui^{1,2} Guan Li¹ Wang Zhenhui¹ Han Jing¹

(1. NUIST, Nanjing 210044; 2. Jiaxing Meteorological Office of Zhejiang Province)

Abstract: High-spectral-resolution Atmospheric Infrared Sounder (AIRS) data can be used to retrieve the small scale vertical structure of air temperature, which provided a more accurate and fine initial field for the numerical forecasting and the large-scale weather analysis. In the previous studies, eigenvector regression algorithm in the IMAPP (International MODIS/AIRS Preprocessing Package) was often used to process the data. Because of its simplicity, the inversion precision was limited. Applying an artificial neural network to retrieve the clear sky atmospheric temperature profiles from AIRS simulation radiation data and comparing with the eigenvector regression algorithm, the results indicate that the neural network consumed a same time as the eigenvector regression algorithm, but it reduced the atmospheric inversion error and made improvements in temperature measurements at various levels.

Key Words: temperature retrieval AIRS neural network eigenvector regression retrieval algorithm

引 言

气象卫星探测资料对现代天气预报起到了越来越大的作用^[1],但由于卫星感应器接收到的能量是来自某一厚层的大气的辐射,反演的垂直分辨率精度比较低^[2],使得卫星资料在数值预报及天气诊断中的使用具有较大的局限性。装载在地球观测系统(EOS) Aqua 卫星上的先进的大气红外探测器 AIRS(Atmospheric Infrared Sounder)是一个高光谱大气红外探测仪,它使大气探测的垂直分辨率和反演精度上了一个台阶。AIRS 仪器的信息量是以往探测仪器的上百倍,它能够显示精细的大气结构^[3],但目前对其大信息量资料的处理还不完善。

业务上处理 AIRS 数据主要使用晴空大气业务反演 MODIS/AIRS 处理软件包 IMAPP(International MODIS/AIRS Pre-processing Package)中的特征向量统计反演法^[4],它算法简单、求解过程稳定且运算速度快,但由于线性的统计方法精确度不高,使得反演结果的误差较大。

20 世纪 90 年代以来,国内外在气象学科中开展了很多有关神经网络预报建模和气候分析等应用的研究^[5-6],人工神经网络已经应用于降雨的预报^[7-8]、AMSU-A 仪器的微波观测资料反演^[9]等。本文针对气象卫星高光谱红外资料反演问题,尝试采用神经网络的方法来提高 AIRS 资料反演大气温度廓线的精度。

1 资料来源

AIRS 是 NASA Aqua 卫星平台上六个观测仪器中的一个主要观测仪器,红外辐射资料具有通道多、信息量大、光谱窄的优点。它的光谱覆盖从 $3.7\mu\text{m}$ 到 $15.4\mu\text{m}$ 共 2378

个红外光谱通道,能提供从地面到 40km 高度的大气信息。Aqua 卫星每天过境中国两次,大约在北京时间 1:30 和 13:30^[3]。

基于晴空状况下的大气参数反演使用 CIMSS (Cooperative Institute for Meteorological Satellite Studies, University of Wisconsin-Madison) 的全球晴空反演训练样本, CIMSS 由 TIGR3 (TOVS Initial Guess Retrieval)、NOAA88 和 ECMWF 等的全球有代表性的温、湿和臭氧等廓线组成,同时还补充了沙漠地区的无线电探空和臭氧探空值(所有廓线从 1100 hPa 到 0.005 hPa 被内插到 101 个气压层)。在研究中使用的辐射值是由 SARTA (Stand-Alone Radiative Transfer Algorithm) 辐射传播模式得到的,该软件包是 AIRS-RTA(大气红外探测器辐射传输算法)的实际应用,是一个用于计算 AIRS 辐射传输值的快速前向模式^[10]。

2 神经网络反演法

2.1 BP 网络结构

人工神经网络模型中 BP 网络(Back propagation Neural Network)应用最为广泛,一个 3 层的前馈网络能够实现任意精度的连续函数映射,它可以有效地用于复杂的非线性函数的逼近^[11]。BP 模型由不同层次的结点组成(图 1),每一层的结点输出送到下一层结点,输出值由于连接权值不同而被放大衰减或抑制。每一个结点的激励输出值由结点输入、激励函数及偏置量决定。

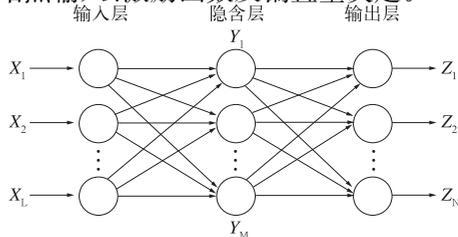


图 1 神经网络模型示意图

神经网络模型的输出是 $z_j = f(\sum_{i=1}^M y_i w_{ij} + r_j)$, 式中 y_i 是隐含层到输出层新的激活值, w_{ij} 是隐含层到输出层的连接权系数, 初始时刻为一组随机数, r_j 为输出层单元偏置值。

2.2 输入层的设置

用于训练网络的模拟 AIRS 资料具有信息量大的特点, 涵盖 2378 个通道的辐射值, 样本值约为 12208 个, 反演 101 个高度层上的温度值, 尝试用这么多的数据来训练出一个适合的神经网络是困难的。

主成分分析方法(PCA)是系统降维和特征提取的一种基本方法。它的思想是将原多维序列特征, 通过线性变换, 得到一组性质与原特征相同的新特征。新的综合因子变量与原因子变量相比有如下特点^[4]:

(1) 每一个新的综合因子变量是原因子变量的线性组合, 即

$$z_i = v_{i1}x_1 + v_{i2}x_2 + \dots + v_{in}x_n$$

($i = 1, 2, \dots, n$) 其中 v_i 为特征向量 (1)

(2) 新的综合因子变量之间是相互正交的, 即各个因子间的相关系数为零:

$$r(z_i, z_j) = 0 \quad (i, j = 1, 2, \dots, n, i \neq j) \quad (2)$$

(3) 各个新的综合因子变量的特征值明确表示了它对于原因子组的方差贡献大小。

反演时, 最佳特征向量个数与所使用通道个数有关。对 AIRS 的 2378 个通道的辐射值作主成分分析, 根据参考文献[12]总结的经验, 选取前 30 个主成分分量作为神经网络的输入。

2.3 隐含层的设置

三层的 BP 网络中间一层是隐含层, 确定隐含层中适宜的隐节点数使模型的泛化能力最大是神经网络设计中重要的环节^[13]。为了寻找泛化性能好的适宜网络结构, 很多研究工作给出了不同的确定适宜隐节点数计

算公式^[14-15]。由于选用 30 个特征向量值作为输入层, 101 个高度上的温度值为输出层, 是一个输出多于输入的网络模式, 所以使用文献[16]中用曲面对隐节点数的规律进行拟合分析后得到的公式:

$$h = \sqrt{0.42m + 0.12n^2 + 2.54n + 0.77m + 0.35} + 0.51 \quad (3)$$

其中 h 为隐节点数, n 为输入节点数, m 为输出节点数。

由公式(3)算出隐节点数为 52, 以此为初定隐节点数, 实际计算不同个数隐节点时网络的训练误差, 寻找能使网络收敛最快的隐节点适合量。计算 30 至 70 个隐节点时网络训练 1000 步以后的网络性能, 以均方根误差为参考, 网络性能越好误差值应越小, 得到表 1。

表 1 不同隐节点数时网络训练 1000 步以后的网络性能

隐节点数	均方根误差
30	76.5
40	74.7
50	72.7
60	69.3
70	74.5

从表 1 中可看出, 隐节点为 60 时均方根误差值最小, 即最佳隐节点数在 50 至 70 之间。再在 50 到 70 间, 逐个运算, 发现隐节点最适合值在 60 到 65 之间, 如表 2。

表 2 隐节点取 60 到 65 时的网络性能

隐节点数	均方根误差
61	69.0
62	68.8
63	66.2
64	66.3
65	71.2

从表 2 中可以得出, 当隐节点为 63 时, 网络收敛最快。神经网络可定型为如图 2 样式, 输入层、隐含层、输出层节点数分别为

30、63、101。

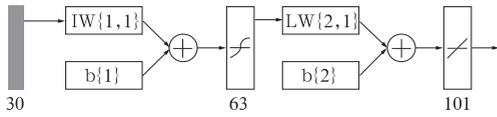


图 2 用于训练的神经网络结构

$IW\{1,1\}$ 为输入层到中间层的权值, $LW\{2,1\}$ 为中间层到输出层的权值, $b\{1\}$ 、 $b\{2\}$ 分别为两层的偏置。

3 反演结果

在晴空状况下 CIMSS 资料的 AIRS 模拟辐射值在全球有 12208 个样本,使用其中 9767 条廓线训练神经网络,其余 2441 条独立廓线模拟出 AIRS 的观测值,代入训练好的网络反演得到 101 层上的温度值,将此数值与探空观测值及特征向量统计反演法(以下简称统计回归方法)结果作比较,检验神经网络方法的反演结果。

3.1 反演个例

图3给出了两种算法温度反演的个例,

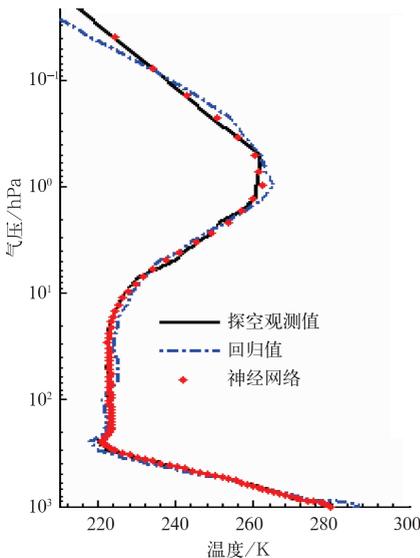


图 3 反演的温度廓线个例

该样本位于东经 22.2 度,北纬 65.8 度。图中实线为无线电探空观测值(radiosonde),虚线为统计回归方法(regression)反演得到的温度廓线,圆点为神经网络方法(neural network)反演得到的温度值。可以看出,圆点走向与探空值的黑线一致,较好地覆盖了实线,经计算平均误差为 0.45K,而统计法结果与实线重合程度较差,平均误差为 1.7K。图 4 为两种方法反演的温度值相对于无线电探空值的误差,虚线为统计回归方法的误差值,圆点为神经网络法反演结果的误差。图中虚线偏离探空值(0 线)较远,而圆点则集中于 0 线周围,误差幅度小于统计方法 1.24K。可以看出神经网络方法得到的整条廓线反演结果较好,近地面层误差减小明显。且在各高度层上都有不同程度的改进,反演结果更加贴合无线电探空的温度廓线。

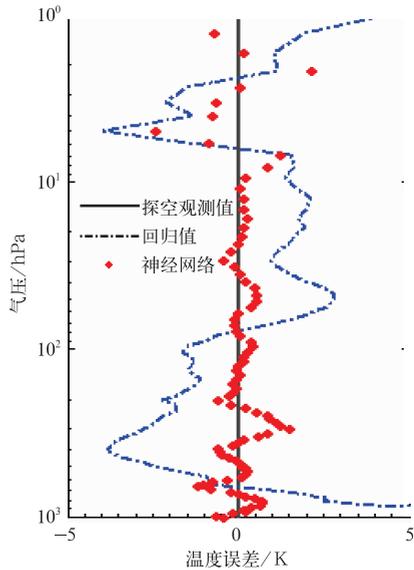


图 4 不同方法反演的温度误差值 (图注见图 3)

3.2 总误差的比较

综合考虑检验反演效果的 2441 条廓线的均方根误差,得到图 5。图中实线代表使用神经网络反演算法得到的温度与无线电探

空观测值的均方根误差曲线,虚线代表回归方法反演得到的温度值与无线电探空观测值的均方根误差曲线。从中可以看出,使用神经网络反演算法比原先使用回归方法反演的廓线与无线电探空温度值误差更小,垂直方向平均改进 0.63K。神经网络反演算法在

0.01~1hPa 改进较大,平均值在 2.1K;在 1~200hPa 改进较小,约为 0.36K;在 200hPa 到近地面层改进值为 0.56K。从这样的反演结果看出,神经网络的方法在各高度层上均有一定程度的改进。

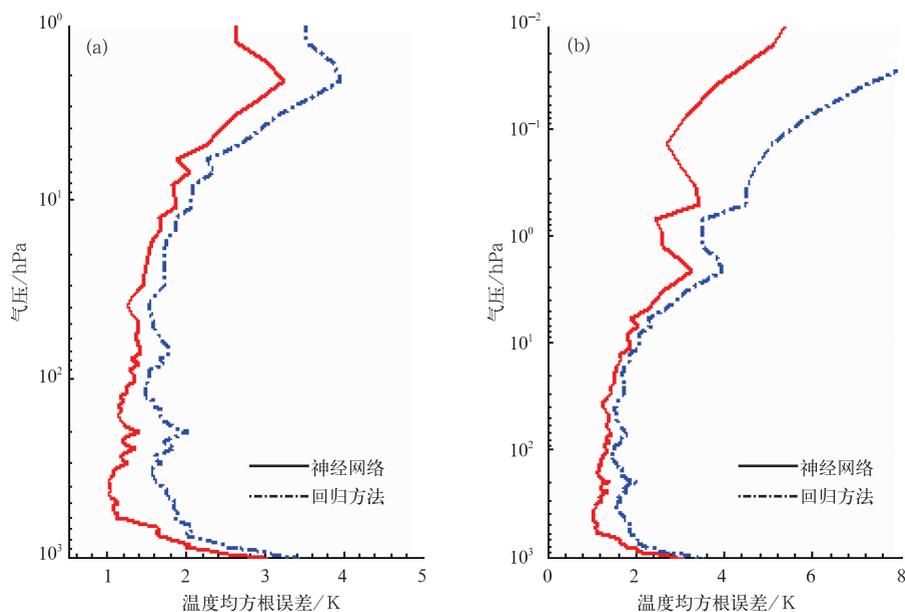


图 5 不同反演方法时反演廓线与无线电探空值的均方根误差

(a) 0.01~1000hPa; (b) 1~1000hPa

4 结论

AIRS 红外探测资料能够显示精细的大气结构,信息量是以往探测仪器的上百倍,文中使用神经网络的方法来处理 AIRS 资料反演大气温度,并将反演结果与目前使用的特征向量统计回归反演法得到的结果作比较,结果表明,神经网络反演方法略优于特征向量回归反演法。

从训练网络的过程来看,神经网络方法的训练时间长于特征向量回归反演法;从反演的两千多条温度廓线的均方根误差来看,

神经网络的方法在大气各层都有着一定程度的改进,特别是在 0.01~1hPa 改进较大,在平流层和对流层也有 0.5K 左右的改进;从反演的温度廓线个例来看,神经网络方法反演的结果更加贴合无线电探空的温度值,在温度转折或变化较大的地方反应更加灵敏。

下一步工作中准备使用 AIRS 实际观测资料,将由神经网络反演得到的温度廓线与匹配的 ECMWF (European Center of Medium-range Weather Forecasts) 欧洲中心中期天气预报分析场数据比较,进行神经网络反演算法的检验。

参考文献

- [1] 宏观, 张文建. 我国气象卫星及应用发展与展望[J]. 气象, 2008, 34(9): 3-9.
- [2] 蒋德明, 董超华, 陆维松. 利用 AIRS 观测资料进行红外高光谱大气探测能力试验的研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(4): 586-592.
- [3] 高文华, 赵凤生, 盖长松. 大气红外探测器(AIRS)温、湿度反演产品的有效性检验及在数值模式中的应用研究[J]. 气象学报, 2006, 64(3): 271-280.
- [4] W L Smith, H M Woolf, W J Jacob. A regression method for obtaining real-time temperature and geopotential height profiles from satellite spectrometer measurements and its application to Nimbus 3 "SIRS" observation [J]. Mon Wea Rev, 1970, 98(8): 582-603.
- [5] 金龙, 况雪源, 黄海洪, 等. 人工神经网络预报模型的过拟合研究[J]. 气象学报, 2004, 62(1): 62-70.
- [6] 蔡敏, 黄艳, 朱宵峰, 等. 基于 BP 神经网络的地质灾害细网格预报模型[J]. 气象, 2009, 35(7): 95-100.
- [7] 金龙, 陈宁. 基于人工神经网络的集成预报方法研究和比较[J]. 气象学报, 1999, 57(2): 198-207.
- [8] 李永华, 刘德, 金龙. 基于 BP 神经网络的汛期降水预测模型研究[J]. 气象科学, 2002, 22(4): 461-467.
- [9] Lei Shi. Retrieval of atmospheric temperature profiles from AMSU-A measurement using a neural network approach [J]. Journal of atmospheric and oceanic technology, 2001, 18: 340-347.
- [10] Strow L L, S E Hannon, H E Motteler. An Overview of the AIRS radiative transfer model. IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 2003, 41(2): 303-313.
- [11] Martin T Hagan, Howard B Demuth, Mark H Beale. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002.
- [12] 官莉. 卫星红外超光谱资料及其在云检测、晴空订正和大气廓线反演方面的应用[D]. 博士论文, 2005.
- [13] 江学军, 唐焕文. 前馈网络泛化性能力的系统分析[J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(8): 36-40.
- [14] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [15] Mirchandani Gagan, Gao Wei. On hidden nodes for neural nets[J]. IEEE transactions on circuits and systems, 1989, 36(5): 661-664.
- [16] 高大启. 有教师的线性基本函数前向神经网络结构研究[J]. 计算机学报, 1998, 21(4): 80-86.