

黄兴友, 张曦, 冷亮, 等. 基于 MonoRTM 模型的微波辐射计反演方法研究. 气象科学 2013, 33(2): 138-145.

HUANG Xingyou, ZHANG Xi, LENG Liang, et al. Study on retrieval methods with MonoRTM for microwave radiometer measurements. Journal of the Meteorological Sciences, 2013, 33(2): 138-145. doi: 10.3969/2012jms.0127

基于 MonoRTM 模型的微波辐射计反演方法研究

黄兴友¹ 张曦¹ 冷亮² 李峰³ 樊雅文¹

(1 南京信息工程大学大气物理与大气环境重点开放实验室, 南京 210044;

2 中国气象局武汉暴雨研究所 暴雨监测预警湖北省重点实验室, 武汉 430074;

3 中国气象局 气象探测中心, 北京 100081)

摘要 基于辐射传输模型 MonoRTM 计算天空亮温度, 使用多元线性统计回归方法和 BP 神经网络方法分别对大气温度和水汽密度廓线进行了反演, 检验并分析了两种方法的反演精度。结果表明, 多元线性回归方法反演的温度偏差总体不大于 6 K, 反演的水汽密度偏差小于 4 g/m³; 神经网络方法反演的温度偏差小于 2 K, 反演的水汽密度误差总体不大于 2 g/m³。与探空数据的对比表明, 对于大气温度和水汽密度反演, BP 神经网络方法的反演结果都要比多元线性回归方法的反演结果更接近探空资料值。

关键词 大气温湿廓线; MonoRTM 辐射传输模型; 多元线性回归; BP 神经网络

分类号 P35

doi: 10.3969/2012jms.0127

文献标识码: A

Study on retrieval methods with MonoRTM for microwave radiometer measurements

HUANG Xingyou¹ ZHANG Xi¹ LENG Liang² LI Feng³ FAN Yawen¹

(1 Key Laboratory of Atmospheric Physics & Environment, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2 Hubei Key Laboratory for Heavy Rain Monitoring and Warning Research, Institute of Heavy Rain, China Meteorological Administration, Wuhan 430074, China;

3 Meteorological Observation Centre, China Meteorological Administration, Beijing 100081, China)

Abstract This paper focuses on calculating brightness temperature based on monochromatic radiative transfer model MonoRTM, retrieving atmosphere temperature and water vapor density profiles by multiple linear regression and the BP neural network method, as well as comparing and analyzing retrieval accuracies of these two methods. The results show that the deviation of temperature profiles retrieved by multiple linear regression method is no more than 6 K and that of retrieved water vapor density profiles is less than 4 g/m³ on the whole, while the deviation of retrieved temperature using the BP neural network method is less than 2 K, and that of retrieved water vapor density is generally lower than 2 g/m³. Compared to the radiosonde data, the retrieval results of temperature and water vapor density from BP neural network method are better than those from multiple linear regression method.

Key words Temperature and water vapor density profile; The monochromatic radiative transfer model MonoRTM; Multiple linear regression; BP neural network

收稿日期 (Received): 2012-02-23; 修改稿日期 (Revised): 2012-06-14; 网络出版日期 (Published on-line): 2013-01-15

网络出版地址: <http://www.cnki.net/KCMS/detail/32.1243.P.20130115.1527.012.html>

基金项目: 公益性行业 (气象) 科研专项 (GYHY200806015; GYHY201106002)

通讯作者 (Corresponding author): 黄兴友 (HUANG Xingyou), hxyradar@126.com

引 言

微波辐射计具有较强的全天候、全天时工作能力,它可以提供不同高度层的温度^[1]、水汽和云中液态水^[2]信息,即大气温湿廓线,通过分析这些廓线,可以了解实时的天气状况。

从微波辐射计观测的多通道亮温度数据得到大气温湿廓线的关键是反演算法的运用。反演算法中通常包含两个部分:(1)前向辐射传输模型;(2)数学反演方法。计算亮温度的模式有很多,其中比较具有代表性的是 Liebe 模式^[3]、Ulaby 模式^[4]以及美国大气环境研究室(AER—Atmospheric and Environmental Research, Inc.)提供的模式 MonoRTM(the Monochromatic Radiative Transfer Model),它可用于处理一个或几个单色波长的辐射传输,在微波和毫米波段尤其适用。反演使用的数学方法也有很多,如物理迭代法、遗传算法、Bayesian 最大概率估计算法^[5]、统计回归法^[6]、蒙特卡洛法^[7]、最大似然法、卡尔曼滤波法、神经网络法^[8-11]等等。

本文利用 MonoRTM 辐射传输模型模拟亮温度,采用多元线性回归方法和神经网络算法反演大气温度和水汽密度廓线,并将探空资料作为真值,对比分析反演精度。结果表明,BP 神经网络方法的反演效果更好。

1 数据以及反演方法说明

1.1 资料和数据来源

2010 年 7 月,中国气象局气象探测中心在广东阳江开展了为期 20 d 的遥感比对试验。参加的试验设备除了 GPS 定位的无线电探空仪外,还有 X 波段测雨雷达、Ka 波段云雷达、激光云高仪、边界层风廓线仪和一台 WVP-3000 微波辐射计。在本文的研究中,除了试验期间的微波辐射计数据和同期观测的探空数据外,还收集了广东阳江市 2008 年 6 月—2010 年 7 月期间的无线电探空资料。WVP-3000 微波辐射计有 12 个微波探测通道,中心频率分别为:22.035、22.235、23.835、26.235、30.0、51.25、52.28、53.85、54.94、56.66、57.29、58.8 GHz。辐射计每分钟输出一组 12 通道的天空亮温度,前 5 个通道数据用来反演大气水汽,后 7 个通道数据用来反演大气温度。

探空资料给出的是相对湿度,为了得到水汽密度,采用公式(1)^[12],将温度、相对湿度转换为水汽密度。

$$\rho = \frac{\varepsilon e_s U}{R_d T} \quad (1)$$

其中 $\varepsilon = 0.622$, e_s 为水面饱和水汽压值, U 为相对湿度, R_d 为干空气的比气体常数,值为 $287.05 \text{ J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$, T 为温度。

1.2 大气辐射传输模型 MonoRTM 模拟亮温度

MonoRTM 模型^[13]利用了 Voigt 线型,相关参数来源于 HITRAN 数据库(如水汽的压力加宽系数、温度加宽系数和自加宽系数等),水汽吸收谱采用 MTCKD 模型(Mlawer-Tobin-Clough-Kneizys-Davis),该模型中考虑到了氧气、氮、二氧化碳和臭氧的压力加宽和自加宽效应。MonoRTM 模型中还使用了包含中心频率为 22.2 和 183.3 GHz 的水汽吸收线情况,也处理了氧气吸收线在微波频段的重叠情况。对于云中液态水的影响, MonoRTM 采用 Liebe 吸收模型,计算云中液态水情况下的辐亮度。

辐射传输模型 MonoRTM 有 10 个输入文件(见表 1),用来计算 7 种不同情况下的亮温度值(见表 2)。根据需要的情况选择所必须的文件,并将文件中的信息改为实际信息,例如温度、气压、液态水含量、通道波数等等,然后在 LINUX 系统中编译、运行得出亮温度。

考虑到阳江地区的云量比较多,含水量丰富,因此使用 case5 来计算亮温度。输入文件 1 中修改了通道数以及通道波数。输入文件 7 中修改了 19 层大气的温度、气压和含水量信息。需要说明的是,由于云液态水含量在常规气象探空资料中是没有的,本文参考了文献[11,14-15]的方法做出假定,以相对湿度 $\geq 85\%$ 作为有云存在的判据:根据文献[16]对中、低云含水量浓度的统计资料,当 $U < 85\%$ 时,液态水浓度取 $0 \text{ g}/\text{m}^3$;当 $U > 95\%$ 时,液态水浓度取 $2.0 \text{ g}/\text{m}^3$;而当 U 在 85% 和 95% 之间时,液态水浓度取值满足线性关系。同时,假定云中含水量在垂直方向均匀分布。

1.3 多元线性统计回归反演方法

利用历史探空资料进行多元线性统计回归分析,建立反演大气参数的回归模型:

$$X = a + bY \quad (2)$$

其中 X 和 Y 分别表示反演参数和已知测量参数。经简单变换得到:

$$X = AY \quad (3)$$

其中 A 是从历史探空数据通过统计回归得到的回归矩阵。

表 1 MonoRTM 辐射传输模型的输入文件
Table 1 The input files of the monochromatic radiative transfer model

序号	文件名	文件作用
1	MONORTM.IN_IATM0_dn	TAPE7-style 下行辐射计算的基本信息
2	MONORTM.IN_IATM1_lidar_up	TAPE7-style 上行辐射计算的基本信息
3	MONORTM.IN_MDL_ATM_dn	美国标准大气的下行辐射计算的基本信息
4	MONORTM.IN_MDL_ATM_up	美国标准大气的上行辐射计算的基本信息
5	MONORTM.IN_NOSCALE_IATM1_dn	用户自定义大气信息
6	MONORTM.IN_SCALE_IATM1_MODEL0_HMOL1_dn	用户自定义大气信息(scaled H ₂ O)
7	MONORTM_PROF.IN_liquid_cloud	分层大气参数信息(温湿压、高度、液态水)
8	MONORTM_PROF.IN_sav	分层大气的参数信息(温、湿、压、高度)
9	spectral_lines.dat.0_80	光谱数据文件
10	spectral_lines.dat.6300_6700	光谱数据文件(激光雷达)

表 2 计算亮温度的 7 种不同的情况
Table 2 Seven cases for calculating the brightness temperature

个例	辐射方式	大气状况	输入文件
case1	下行辐射	美国标准大气	3、9
case2	上行辐射	美国标准大气	4、9
case3	下行辐射	用户自定义大气	5、9
case4	下行辐射	TAPE7-style	1、8、9
case5	下行辐射	TAPE7-style (含有 100g/m ² 液态水)	1、7、9
case6	下行辐射	用户自定义大气(scaled H ₂ O)	6、9
case7	上行辐射	用户自定义大气 激光雷达 on-line/off-line 计算	2、10

图 1 描述了反演的 3 个步骤: (1) 利用历史探空资料 , 通过大气辐射传输模型 MonoRTM 模拟出天空亮温; (2) 利用上述回归模型 , 在已知大气参数信息以及模拟出的亮温度值 , 求出系数矩阵; (3) 再次利用建立的回归算式 , 根据上一步得到的系数矩阵和亮温度值 , 反演出大气温湿廓线信息。

本文采用的多元线性回归算式^[17]

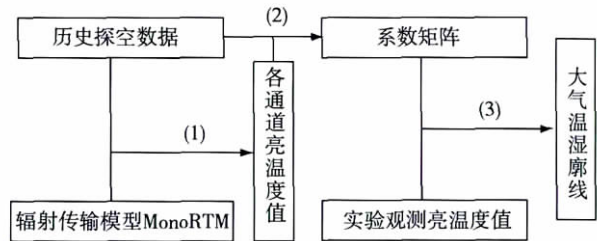


图 1 多元线性回归反演方法流程图
Fig. 1 Flow chart of multiple linear regression method

$$F(z_i) = a_0(z_i) + \sum_{n=1}^m a_n(z_i) T_{Bn} + a_{m+1}(z_i) F(0) \quad (4)$$

其中 i 表示大气的层数 , 本文将大气在垂直方向上分 47 层。考虑低空大气的影响比较大 , 于是 1 km 高度内划为 10 层 , 每 100 m 一层 , 1 ~ 10 km 内 250 m 一层 , 则 $F(z_i)$ 为 47×1 的列向量。 m 为通道数 , T_{Bn} 为列向量的分量 , 列向量的阶数由 m 决定 , 氧气通道有 7 个 , 水汽通道有 5 个。所以反演温度时 , 该列向量的阶数为 7; 反演水汽时 , 阶数为 5。 $F(0)$ 表示地面的参数信息 , 反演温度时 , 它是地面的温度; 反演水汽时 , 它是地面的水汽密度。 $a(z_i)$ 表示线性回归法计算出的系数矩阵 A 的元素。 (4) 式的矩阵形式为

$$\begin{pmatrix} F(z_1) \\ F(z_2) \\ F(z_3) \\ \vdots \\ F(z_{46}) \\ F(z_{47}) \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} 1 \\ T_{B1} \\ T_{B2} \\ \vdots \\ T_{Bm} \\ F(0) \end{pmatrix} \quad (5)$$

统计回归反演需要大量的样本 , 因此选取了 2008 年 6—10 月、2009 年 4—10 月和 2010 年 4—6 月共 861 份探空资料 , 其中随机取出 30 份作为检验样本 , 其它的 831 份作为统计样本。用上述辐射模型计算出的探空样本亮温度值以及探空样本中的大气信息 , 就能计算出系数矩阵 A 。

采用回归算式 (3) 得到系数矩阵后 , 将试验观测的亮温度值代入 , 即可得到大气温度或水汽密度 10 km 内的廓线。

1.4 BP 神经网络反演算法

相对于回归方法而言,神经网络方法可以很好地求解非线性问题。本文采用 3 层 BP 神经网络模型,输入层的结点设置为 15 个,其中前 12 个为 MonoRTM 模型模拟的微波辐射计的十二通道亮温,后 3 个分别为地面温度、气压以及相对湿度。输出层的结点设为 47 个,和多元线性回归反演法中一样,分别为从地面到 10 km 的 47 个不同的高度层的温度或水汽密度。

隐含层结点的设置关系到网络性能的好坏,隐含结点数太少会使信息不足而造成网络训练达不到要求,太多又会使训练时间加长,适宜的神经元个数能使模型的泛化能力最大。文献 [10] 提供了隐含层结点数的计算公式

$$h=\sqrt{0.42nm+0.12m^2+2.54n+0.77m+0.35}+0.51,$$

(6)

其中 n 为输入层结点数, m 为输出层结点数。本文所用隐含层结点数为 26。

第一层选取双曲正切 S 型转移函数 tansig , 第二层选取线性转移函数 purelin 。

选取贝叶斯正则化算法(trainbr) 对网络进行训练。将输入输出样本数据分为 3 部分, 60% 作为训练样本, 20% 作为确认样本, 20% 作为测试样本。

将 2008 年和 2009 年的 6、7、8 月共 6 个月 390 份探空资料分为两部分, 随机取出 30 份作为误差检验样本, 其他的 360 份作为输入样本。训练次数设置为 200。分别对大气温度和水汽密度训练出了不同的网络并保存。将实验观测值放入两个训练好的网络中, 便可分别获得大气温度和水汽密度廓线。

神经网络方法的反演步骤为: (1) 利用历史探空资料, 通过大气辐射传输模型 MonoRTM 模拟出

亮温度; (2) 创建一个三层前馈 BP 神经网络, 利用多组大气温湿信息和对应的亮温度值, 训练神经网络, 得到参数固定的网络; (3) 利用已得到的网络, 将观测的亮温度值作为网络的输入, 得出的输出向量即为大气温湿廓线。

2 反演结果的精度以及对比较验证

2.1 模拟亮温度值的精度

利用模型 MonoRTM 计算微波辐射计的各通道亮温度, 并与 2010 年 7 月试验期间微波辐射计探测的 30 份随机样本亮温度资料进行比较, 计算其平均绝对误差(MAE) 和标准偏差(SD), 作为模型精度的估计。

表 3 列出了辐射计 12 个通道的中心频率、模型模拟值与探测样本的 MAE 和 SD。可以看出, 第 1、2、6、7 个频率的偏差大, 其它频率的偏差都小于 5 K。考虑到这 4 个通道受液态水的影响较大, 而在用模型计算亮温度时, 液态水是根据经验值估算的, 因此液态水估算的误差会导致亮温度计算的偏差, 受影响大的通道的偏差会更大。

本文考虑了在模拟计算辐射亮温度时不添加液态水含量的情况, 表 4 列出了不添加液态水含量的模拟值与探测样本的 MAE 和 SD。可以看出, 液态水对亮温度的影响非常大, 尤其是在 5 个水汽通道和温度通道的前 3 个通道上, 其中水汽通道的前 3 个通道最为明显, 误差都大于 30 K。所以液态水对模拟亮温度的影响是不可忽视的, 在实际反演过程中, 需要考虑云中液态水的影响。

模拟亮温度值和实测亮温度值的差异将会造成反演误差。为此, 本文用模拟亮温度值和对应的探空样本训练 BP 神经网络, 训练结束后, 将网络模拟

表 3 模拟亮温值与实测亮温值的精度比较

Table 3 The differences between simulated and measured brightness temperatures

通道频率/GHz	22.235	23.035	23.835	26.235	30.000	51.250	52.280	53.850	54.940	56.660	57.290	58.800
SD/K	5.83	5.33	4.35	3.17	3.25	7.36	5.89	4.52	2.26	1.79	1.72	1.46
MAE/K	4.74	4.29	3.41	2.54	2.76	6.64	4.96	4.02	1.75	1.55	1.45	1.27

表 4 不添加液态水模拟亮温度值与实测亮温度值的精度比较

Table 4 The differences between simulated and measured brightness temperatures without liquid water

通道频率/GHz	22.235	23.035	23.835	26.235	30.000	51.250	52.280	53.850	54.940	56.660	57.290	58.800
SD/K	41.83	34.86	33.65	28.45	26.87	20.28	16.55	14.29	6.70	5.07	4.71	3.54
MAE/K	42.49	35.45	33.98	27.93	25.53	15.86	12.96	12.79	6.38	4.84	4.44	3.31

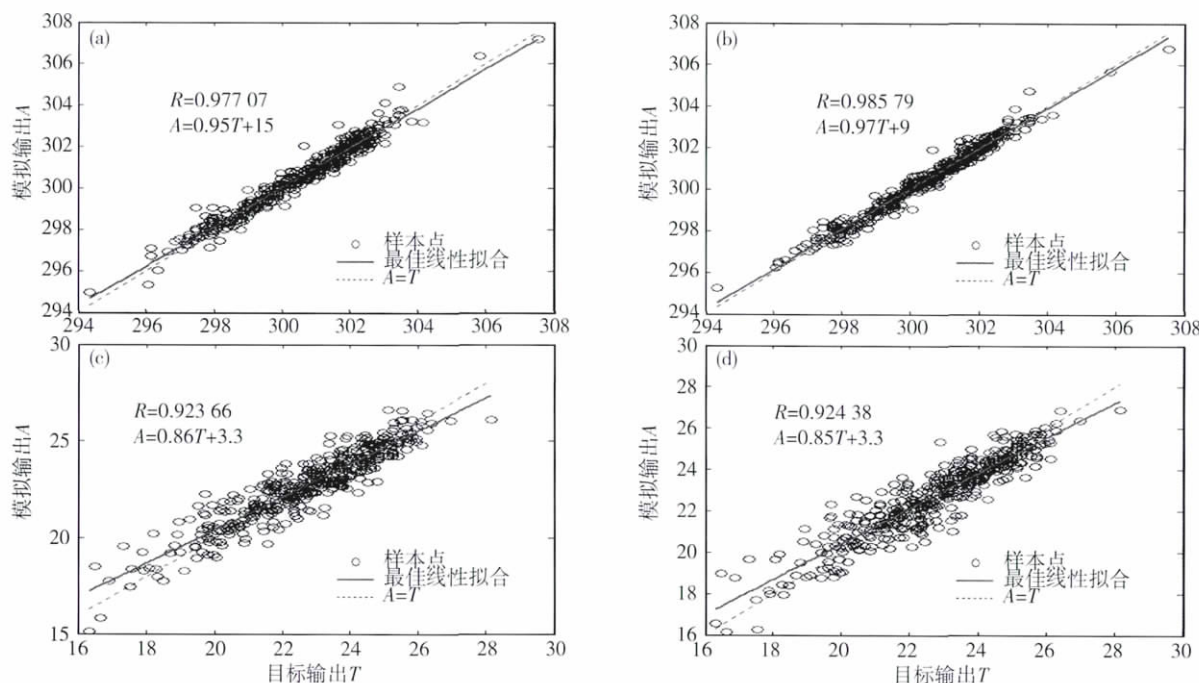


图2 网络模拟输出和目标输出的相关性

(a) 模拟亮温度网络模拟输出; (b) 实测亮温度网络模拟输出; (c) 模拟亮水汽密度网络模拟输出; (d) 实测亮水汽密度网络模拟输出

Fig. 2 The correlation between network simulation and target output

(a) temperature network output of simulated brightness temperature; (b) temperature network output of measured brightness temperature;

(c) water vapor density network output of simulated brightness temperature; (d) water vapor density network output of measured brightness temperature

的输出结果和目标输出作线性回归分析,并得到两者的相关系数。温度网络和水汽密度网络的相关系数分别为 0.977 07(图 2a)和 0.923 66(图 2c)。又将模拟亮温度值加上表 3 的误差值,得到辐射计实测值的模拟值,将其放入训练好的网络中,得到网络模拟输出结果,与目标输出作线性回归分析,得到温度网络和水汽密度网络的相关系数为 0.985 79(图 2b)和 0.924 38(图 2d)。由此可见模拟亮温度值和实测亮温度值的差异对网络训练的影响不大,相差甚微。由网络模拟输出和目标输出的相关性可以看出,用 MonoRTM 来计算亮温度的方案可行。

2.2 反演廓线精度对比验证

为了评价反演结果的可靠性,将多元线性统计回归方法和神经网络方法中随机选取的 30 份检验样本模拟出 30 组亮温度,再分别计算出两种反演方法的大气温度和水汽密度廓线。比较反演廓线和同时刻同地点探空值的 MAE 和 SD,对反演精度做出估计。

2.2.1 反演大气温度廓线的精度对比验证

图 3 列出了相同时间、相同高度上,两种方法分别反演得到的温度廓线与探空观测值相比的平均绝对误差 MAE 和标准偏差 SD。可以看出:多元线性统计回归方法,在高度 6.5 km 以下,平均绝对误差

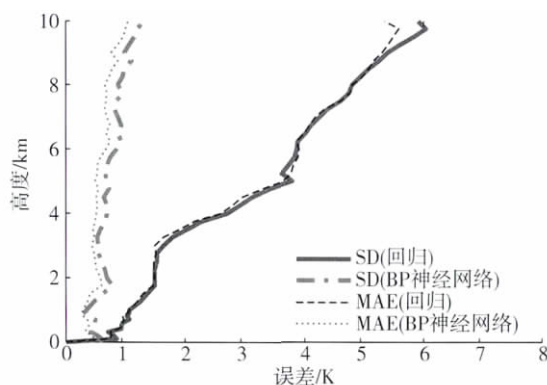


图3 反演大气温度廓线的精度

Fig. 3 The differences between BPNN and regression retrieved temperature

和标准偏差都小于 4 K,在 10 km 以下,偏差随高度增加而增加,总体偏差都小于 6 K; BP 神经网络方法,在高度 8.5 km 以下,平均绝对误差和标准偏差都小于 1 K,在 10 km 以下,偏差整体随高度增加而增加,总体偏差都小于 2 K。总体而言,对于反演大气温度廓线,神经网络方法比多元线性统计回归方法的精度高。

图 4 是 2010 年 7 月 4 次探空时段里,微波辐射计两种方法反演的温度廓线与探空值的对比图。图 4a 是 7 月 16 日 10:00,有雨,无云。图 4b 是 7 月 16 日 21:00,有雨,有云。图 4c 是 7 月 17 日

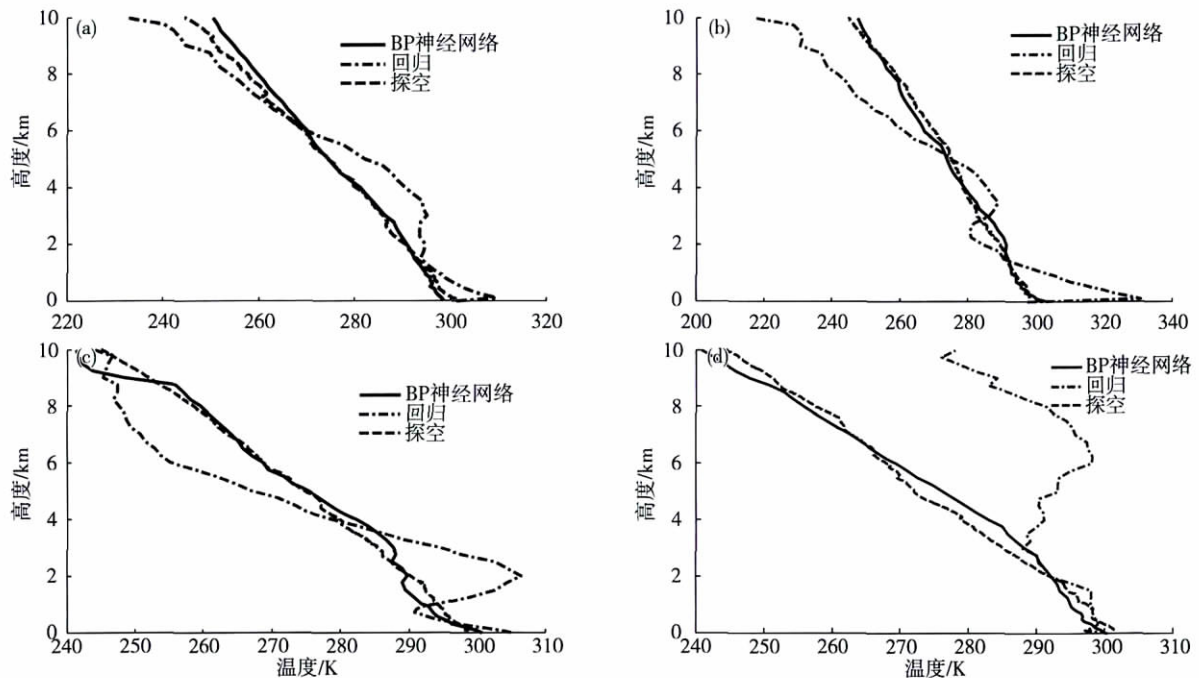


图4 反演温度廓线与探空值的对比验证

(a) 7月16日 10:00; (b) 7月16日 21:00; (c) 7月17日 20:00; (d) 7月21日 02:00

Fig.4 The differences of temperature profiles among BPNN-retrieval, regression-retrieval and radiosonde measurement

(a) at 10:00 on July 16; (b) at 21:00 on July 16; (c) at 20:00 on July 17; (d) at 02:00 on July 21

20:00, 无雨, 无云, 湿度很大。图4d是7月21日02:00, 无雨, 有云。由图可看出, 证实了图3得出的结果, 即与回归反演结果相比, BP神经网络反演的大气温度廓线更接近于探空观测值。回归反演廓线不太稳定, 偏差比较大, 而BP神经网络反演的廓线偏差很小, 与探空观测值一致性较好。

2.2.2 反演水汽密度廓线精度对比验证

图5列出了相同时间、相同高度上, 两种方法分别反演得到的水汽密度廓线与探空观测值相比的平均绝对误差和标准偏差。可以看出: 多元线性统计回归方法, 平均绝对误差和标准偏差随着高度的增高而增大, 到了1.5 km之后达到了最大, 到了4.5 km又开始降低, 整体偏差都在 4 g/m^3 之内; BP神经网络方法, 平均绝对误差和标准偏差随高度的变化趋势和多元线性统计回归方法一样, 但是整体偏差在 2 g/m^3 之内。总体而言, 对于反演水汽密度廓线, BP神经网络方法要比多元线性统计回归方法的精度高。

图6是两种方法反演的水汽密度廓线与探空值的对比图, 选取的微波辐射计观测值也是2010年7月其中的4次探空时段里的。图6a是7月21日02:00, 无雨, 有云。图6b是7月22日02:00, 有雨, 无云。图6c是7月25日02:00, 无雨, 有云。图6d是7月27日02:00, 无雨, 有云。这也证实了图5所

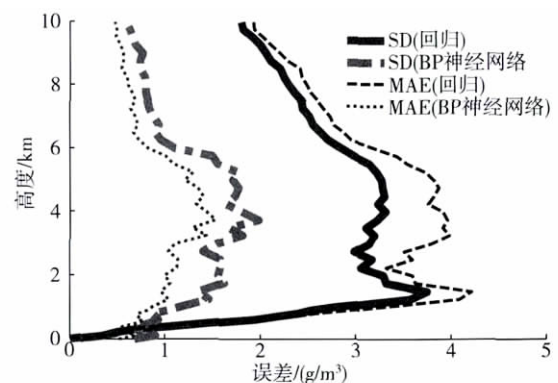


图5 反演水汽密度廓线的精度

Fig.5 The differences between BPNN and regression retrieved water vapor density

得出的结果, BP神经网络的反演结果要比回归的反演结果更接近探空的计算值, 且BP神经网络的反演结果要比回归的反演结果可靠得多。

2.3 误差原因分析

两种方法反演廓线的精度首先都受辐射传输模型 MonoRTM 的影响, 辐射传输模型模拟亮温度的精度又主要受液态水含量的影响。由表4可以看出, 不添加液态水模拟出的亮温度值的误差比较大, 特别是在5个水汽通道和温度通道的前3个通道上, 其中水汽通道的前3个通道最为明显, 误差都大于30 K。由于模型中只是简单地根据相对湿度判

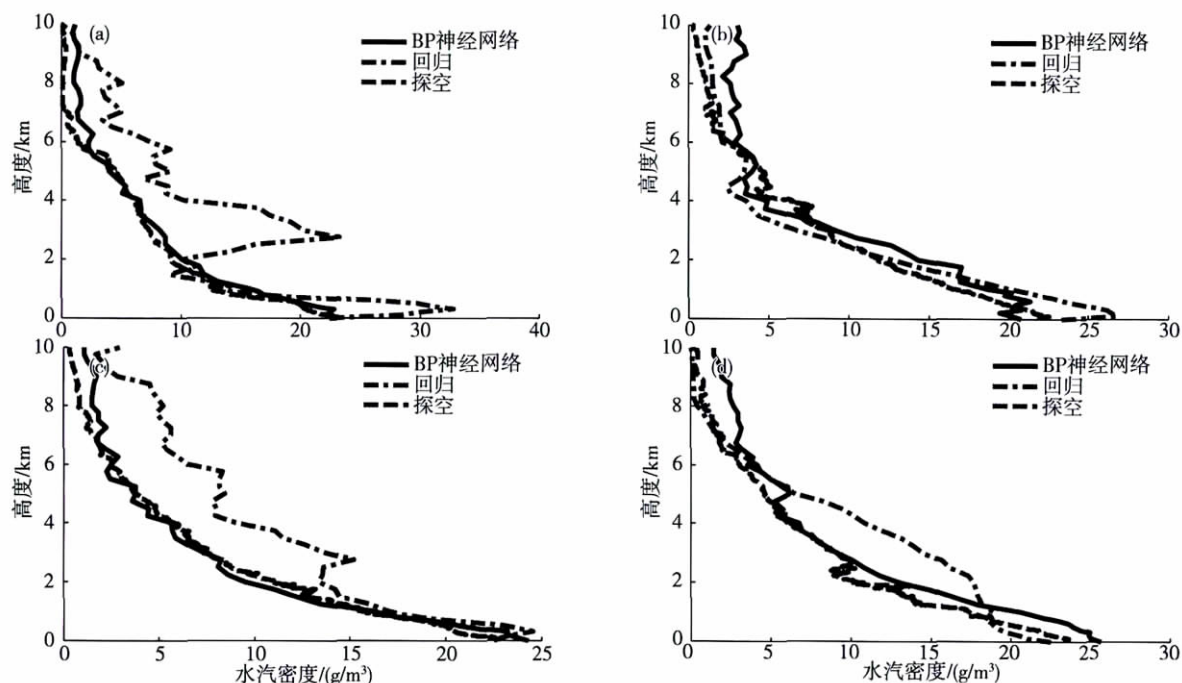


图6 反演水汽密度廓线与探空值的对比验证图

(a) 7月21日02:00; (b) 7月22日02:00; (c) 7月25日02:00; (d) 7月27日02:00

Fig.6 The differences of water vapor density profiles among BPNN-retrieval, regression-retrieval and radiosonde measurement

(a) at 02:00 on July 21; (b) at 02:00 on July 22; (c) at 02:00 on July 25; (d) at 02:00 on July 27

断是否有云、并且阳江靠近海边,湿度比较大,云的形成和移动速度都很快,因此由于液态水估算的不准确而造成的误差难以避免。

多元线性统计回归方法反演温湿廓线的精度主要受样本库大小以及样本特征的影响。特别是本文在计算系数矩阵时使用的探空样本只来自于两年的探空资料,样本数不多,不能涵盖试验期间(7月份)所有的天气情况,特别是夏天比较极端的天气情况。

神经网络方法反演温湿廓线的精度主要受网络自身的影响,如果训练样本不足以代表研究问题的主要特征,网络就不具有很好的泛化能力,即不能很好地反演极端天气的温湿廓线情况。另外,隐含层结点个数的选择也会影响输出的结果。

3 结论与讨论

针对广东阳江地区两年的历史探空资料,本文使用 MonoRTM 辐射传输模型模拟计算亮温度,利用多元统计线性回归方法和 BP 神经网络方法,分别反演得到大气温度和水汽密度廓线;再使用独立样本对两种反演方法的效果进行了比较。结果表明:(1)对于大气温度,在高度 6.5 km 以下,多元线性统计回归方法反演的平均绝对误差和标准偏差都小于 4 K;在 10 km 以下,偏差随高度增加而增加,总体偏差都小于 6 K;在高度 8.5 km 以下,BP 神经

网络方法反演的平均绝对误差和标准偏差都小于 1 K,在 10 km 以下,偏差整体随高度增加而增加,总体偏差都小于 2 K。(2)对于水汽密度,多元线性统计回归方法反演的平均绝对误差和标准偏差随着高度的增高而增大,到了 1.5 km 之后达到了最大,到了 4.5 km 又开始降低,整体偏差都在 4 g/m^3 之内;BP 神经网络方法反演的平均绝对误差和标准偏差随高度的变化趋势和多元线性统计回归方法一样,但是整体偏差在 2 g/m^3 之内。总体而言,对于反演大气温湿廓线,神经网络方法要比多元线性统计回归方法的反演误差小,反演结果更接近探空的值。

国内外已经有很多对微波辐射计温湿廓线反演的研究,但这些研究都剔除了云天样本,只采用了最简单的晴空样本情况,如周玉驰^[18]的硕士学位论文。而在实际情况中,云天样本是不能忽略的,本文在反演研究中使用了云天样本,这也是本文的难点。刘亚亚等^[11]用与本文相同的方法讨论的是北京地区的情况,它的反演结果为 6.4 km 以下温度标准偏差小于 2 K,10 km 以下相对湿度标准偏差小于 18.8%。相对于这个结果,本文的改进不是很大,这是由于阳江靠近海边,湿度比较大,云的形成和移动速度都很快,因此液态水的估算对反演造成的影响很大。由于数据有限,本文对云中液态水含量的估算还不够准确,今后可以通过结合云雷达等仪器,更

准确估算云中液态水含量,有可能进一步改进温湿廓线的反演精度。

参 考 文 献

- [1] 姚志刚,陈洪滨. 七通道微波辐射计遥感大气温度廓线的性能分析. 气象科学, 2005, 25(2): 133-141.
YAO Zhigang, CHEN Hongbin. Analysis of the remote sensing of atmospheric temperature profiles using the seven channel microwave radiometer. Scientia Meteorologica Sinica (in Chinese), 2005, 25(2): 133-141.
- [2] 刘松涛,严卫. 星载微波辐射计反演洋面非降水云区云水总量的研究. 气象科学, 2006, 26(3): 301-306.
LIU Songtao, YAN Wei. A simulation study for deriving liquid water path in the non-raining cloud atmosphere over the oceans from space-borne microwave radiometric measurements. Scientia Meteorologica Sinica (in Chinese), 2006, 26(3): 301-306.
- [3] Liebe H J. MPM-An atmospheric millimeter-wave propagation model. International Journal of Infrared and Millimeter Waves, 1989, 10(6): 631-650.
- [4] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. Microwave remote sensing: active and passive. Canada: Addison-Wesley Publishing Company, 1981: 186-248.
- [5] Clough S A, Shephard M W, Mlawer E J, et al. Atmospheric radiative transfer modeling: a summary of the AER codes. J. Quant. Spectr. Radiat. Tran., 2005, 91(2): 233-244.
- [6] Guldner J, Spankuch D. Remote sensing of the thermodynamic state of the atmospheric boundary layer by ground-based microwave radiometry. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2001, 18: 925-933.
- [7] 刘长盛. 用蒙特卡洛方法求取云层的反射率与透过率. 气象科学, 1989, 9(4): 378-384.
LIU Changsheng. Monte Carlo calculations of cloud reflectivity and transmissivity. Scientia Meteorologica Sinica (in Chinese), 1989, 9(4): 378-384.
- [8] 姚志刚,陈洪滨. 利用神经网络从 118.75GHz 附近通道亮温反演大气温度. 气象科学, 2006, 26(3): 252-259.
YAO Zhigang, CHEN Hongbin. Retrieval of atmospheric temperature profiles with neural network inversion of microwave radiometer data in 6 channels near 118.75GHz. Scientia Meteorologica Sinica (in Chinese), 2006, 26(3): 252-259.
- [9] 刘旻,官莉. 人工神经网络法反演晴空大气湿度廓线的研究. 气象, 2011, 37(3): 318-324.
LIU Yang, GUAN Li. Study on the inversion of clear sky atmospheric humidity profiles with artificial neural network. Meteorological Monthly (in Chinese), 2011, 37(3): 318-324.
- [10] 张雪慧,官莉,王振会,等. 利用人工神经网络方法反演大气温度廓线. 气象, 2009, 35(11): 137-142.
ZHANG Xuehui, GUAN Li, WANG Zhenhui, et al. Retrieving atmospheric temperature profiles using artificial neural network approach. Meteorological Monthly (in Chinese), 2009, 35(11): 137-142.
- [11] 刘亚亚,毛节泰,刘钧,等. 地基微波辐射计遥感大气廓线的 BP 神经网络反演方法研究. 高原气象, 2010, 29(6): 1514-1523.
LIU Yaya, MAO Jietai, LIU Jun, et al. Research of BP neural network for microwave radiometer remote sensing retrieval of temperature, relative humidity, cloud liquid water profiles. Plateau Meteorology (in Chinese), 2010, 29(6): 1514-1523.
- [12] 盛裴轩,毛节泰,李建国,等. 大气物理学. 北京: 北京大学出版社, 2006: 21-22.
SHENG Peixuan, MAO Jietai, LI Jianguo, et al. Atmospheric physics. Beijing: Peking University Press (in Chinese), 2006: 21-22.
- [13] Turner D D, Clough S A, Liljegren J C, et al. Retrieving liquid water path and precipitable water vapor from the atmospheric radiation measurement (ARM) microwave radiometers. IEEE Tran. Geosci. Remote Sens., 2007, 45(11): 3680-3690.
- [14] 王振会,徐培源,邓军,等. 三通道微波辐射计遥感大气中水汽、液水和电长度增量的数值试验. 南京气象学院学报, 1995, 18(3): 396-403.
WANG Zhenhui, XU Peiyuan, DENG Jun, et al. Simulation of atmospheric vapor, liquid water content and excess propagation path length based on a 3-channel microwave radiometer sensings. Journal of Nanjing Institute of Meteorology (in Chinese), 1995, 18(3): 396-403.
- [15] 黄润恒,邹寿祥. 两波段微波辐射计遥感云天大气的可降水和液态水. 大气科学, 1987, 11(4): 397-403.
HUANG Runheng, ZOU Shouxiang. Remote sensing of total water vapor and liquid content of cloudy atmosphere by two-wavelength microwave radiometry. Chinese Journal of Meteorological Sciences (in Chinese), 1987, 11(4): 397-403.
- [16] 顾震潮. 云雾降水物理基础. 北京: 科学出版社, 1980: 1-34.
GU Zhenchao. Physical basis of cloud and precipitation. Beijing: Science Press (in Chinese), 1980: 1-34.
- [17] 王波,赵振维,董庆生. 双通道微波辐射计反演大气剖面的改进算法. 电波科学学报, 2007, 22(6): 982-990.
WANG Bo, ZHAO Zhenwei, DONG Qingsheng. Improved method to retrieve atmosphere profiles using microwave radiometer's measurements. Chinese Journal of Radio Science (in Chinese), 2007, 22(6): 982-990.
- [18] 周玉驰. 地基多通道微波辐射计反演大气温湿廓线的研究 [硕士学位论文]. 北京: 中国科学院研究生院, 2010.
ZHOU Yuchi. Retrieval of atmospheric temperature and humidity profiles by ground based multi-channel microwave sounders [D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences (in Chinese), 2010.