

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[J]. 高原气象, 2010, 29(6): 1514—1523

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

刘亚亚¹, 毛节泰², 刘 钧¹, 李 峰¹

(1. 中国华云技术开发公司 北京 100081; 2. 北京大学 物理学院, 北京 100871)

摘 要: 讨论了 12 通道地基微波辐射计遥感反演温度、相对湿度和云液态水廓线的 BP 神经网络反演方法, 利用探空资料, 对北京春、夏、秋、冬四个季节的大气廓线进行神经网络训练, 并对训练好的神经网络的反演能力进行数值检验, 分析了反演精度; 对北京南郊观象台 12 通道微波辐射计的观测亮温资料进行实际反演, 结果表明, 神经网络(BPNN)反演的廓线与微波辐射计自带 RadiomeNN 的相比更加接近实际。

关键词: 微波辐射计; BP 神经网络; 温度廓线; 相对湿度廓线; 云液态水廓线

文章编号: 1000-0534(2010)06-1514-10 中图分类号: P407.7 文献标识码: A

1 引言

温度、相对湿度、云液态水廓线是描述大气热力状态的基本参数, 实时探测温度、相对湿度、云液态水分布及其变化, 对于数值天气预报和气候变化研究以及各种气象保障工作, 都是必不可少的。地基微波辐射计凭借高分辨率、高探测精度、可无人值守连续工作达数月甚至年以及操作的方便等优点, 成为遥感大气温度、湿度、云液态水廓线的有力工具, 应用的范围也越来越广。Han et al.^[1] 提出微波辐射计有可能在今后的无球探空系统中充当主角, 因而对微波辐射计反演温度、相对湿度和云液态水廓线的方法进行研究很有必要。

温度、相对湿度、云液态水廓线的反演问题, 即为由地基微波辐射计所测亮温值推求温度、相对湿度、云液态水廓线。从反演使用的数学方法来看, 反演方法主要分为(1)正向模型反演算法^[2]; (2)数理统计算法(经验算法)^[3]; (3)神经网络反演算法^[4]。第一种方法计算量大, 很费机时; 第二种方法与第一种相比, 简单易行, 且在反演过程中不必考虑复杂的物理过程, 但对极端情况的反演能力较差, 且不能有效地处理非线性问题; 第三种方法

神经网络反演算法有很多传统算法不具备的特点, 其中最大的一个优点即为理论上它可以逼近任意复杂的非线性关系, 不需要专门设计特别复杂的反演算法, 并且不依赖于物理正向模型, 因而可以省去许多直接分析物理模型的麻烦^[6]。进入 1980 年代以后, 神经网络在微波遥感领域的应用越来越广泛, 常被用来做大气廓线反演^[4-5]。目前我国使用的大部分地基微波辐射计都是利用斯图加特神经网络模拟器(记为 RadiomeNN)对地基微波辐射计观测的亮温进行反演得到温度、相对湿度、云液态水廓线。由于从美国进口的微波辐射计在具体的训练样本准备、神经网络的重要参数设置, 以及神经网络的训练过程上都不对外公布, 因此我们必须找到自己的训练方法, 以便有效地利用本地资源。本文以 Matlab 神经网络工具箱作为工具, 利用 BP 神经网络算法(记为 BPNN)遥感反演温度、相对湿度、云液态水廓线, 并以探空廓线为真值, 对比分析 BPNN 与 RadiomeNN 的反演廓线。

2 资料选取和样本构建

本文使用的资料包括 2008 年 2~12 月北京南郊观象台 12 通道微波辐射计 level1、level2 数据资

收稿日期: 2009-11-27; 改回日期: 2010-01-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(40905018/D0503)资助

作者简介: 刘亚亚(1982—), 女, 江苏人, 硕士, 主要从事算法分析及应用研究. E-mail: lyaya2004@163.com

料，以及 2007 年 3 月—2009 年 2 月期间该地每天两次(11 时和 23 时，世界时，下同)的无线电探空资料。其中，微波辐射计在 10 个月的观测过程中，每 3 个月进行一次液氮标定，同时选择在天空晴朗无云的条件下，做了 tipping curve 的标定。晴天条件下，通过与 MONORTM 模式模拟计算的亮温对比分析，得到微波辐射计观测结果是可信的。进行反演和分析时，我们将微波辐射计及探空的观测资料按照春、夏、秋、冬四个季节分为 4 组数据。

2.1 输入样本的构造

利用 MONORTM 辐射传输模式^[8-9]模拟计算获得 12 通道微波辐射计亮温的“人工”资料样本，模拟计算亮温采用 2007 年 3 月—2009 年 2 月的探空资料，覆盖全年的温度、相对湿度分布情况。需要说明的是，计算亮温所需的云液态水含量在常规的气象资料中是没有的，因此必须事先作出假定，本文参照文献[10]的做法，以相对湿度 $\geq 85\%$ 作为有云存在的判断依据：当相对湿度 $< 85\%$ 时，取云液态水浓度为 $0\text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ ；当相对湿度 $> 95\%$ 时，取值为 $0.5\text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ ；而相对湿度在 85% 和 95% 之间时，云液态水浓度的取值满足线性关系。然后结合探空资料，使用 MONORTM 辐射传输模式可计算得到 12 个通道的亮温。计算得到的亮温及地面气象信息(包括地面温度、气压、相对湿度)构成输入样本。对于 12 通道微波辐射计来说，BPNN 输入为 15 个节点。

2.2 输出样本的构造

温度、相对湿度与云液态水廓线分别构成输出样本。由探空资料得到的温度、相对湿度廓线以及假定生成的云液态水廓线范围为从地面到 10 km 高度，精度 400 m，所以从地面到 10 km 范围内的温度、相对湿度、云液态水廓线各为 26 层，即每个网络的输出为 26 个节点。

3 反演方法实施及分析

3.1 BPNN 反演方法说明

本文使用的 BPNN 反演方法采用 3 层(即单隐层)误差反向传播 BP 网络模型算法，该算法使用广泛并且较为成熟，这里不做详细叙述，具体可参考文献[6-7]。本文将地面气象信息(包括地面温度、气压、相对湿度)以及亮温(12 个通道)共 15 个节点作为输入，对应于不同的网络，温度、相对湿度、云液态水廓线各 26 个节点分别作为输出。神经网络将输入、输出之间的关系看成是一个复杂的非线性

性关系，寻找它们之间的对应关系，使输入(亮温以及地面气象信息)与作为输出的温、湿、云液态水廓线得到最佳匹配，这样一旦 BPNN 完成训练，就可以直接反演得到温度、相对湿度、云液态水廓线。

3.2 神经网络反演廓线精度数值模拟检验

将 2007 年 3 月—2009 年 2 月的探空资料分为春(3~5 月)、夏(6~8 月)、秋(9~11 月)、冬(12 月、次年 1、2 月)4 个季节，每个季节按照不同的输出(温度、相对湿度、云液态水)建立 3 个不同的网络，分别进行神经网络训练，并对反演得到的廓线精度做检验。具体做法是：春、夏、秋、冬四个季节的样本数为 364, 619, 442, 357，每个季度随机抽取 10% 的样本作为独立的测试集用来检验神经网络反演精度，其余样本作为学习样本训练网络。按照第 2 节中给出的方法得到输入、输出样本，并进行神经网络训练，随后将检验样本输入到 3 个训练好的 BPNN 模块，即可得到温度、相对湿度、云液态水廓线。比较 BPNN 反演廓线与探空资料的绝对误差和标准偏差，就可以对反演精度做出估计。若每个季节的检验样本为 n (占每个季度样本总数的 10%)，作为真值的探空测量值记为 V_i ，BPNN 反演值记为 U_i ，这里 i 表示第 i 个样本，则反演值对真值(探空测量值)的平均绝对误差(ERRORBAR)，标准偏差(SD)分别表示：

$$\text{ERRORBAR} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |U_i - V_i|, \tag{1}$$

$$\text{SD} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (U_i - V_i)^2} \tag{2}$$

表 1~3 分别列出了春、夏、秋、冬四个季节，在相同时间、相同高度上，BPNN 反演得到的温度、相对湿度、云液态水廓线与探空观测值相比的 ERRORBAR 和 SD。

通过表 1 可以看到，春、夏、秋、冬四个季节，3.2 km 高度以下，BPNN 反演得到的温度廓线与探空相比平均绝对误差基本 $< 1\text{K}$ ；在 6.4 km 高度以下，春、夏、秋季的温度廓线与探空观测值相比，标准偏差都 $< 2\text{K}$ 。总体而言，夏季偏差最小，秋季次之，冬季最大，无论哪个季节，偏差均随高度增加而增加。

表 2 中，春、夏、秋、冬四个季节，BPNN 反演得到的相对湿度廓线与探空相比平均绝对误差都 $< 14\%$ ，相对湿度的标准偏差都 $< 18.8\%$ 。总体而

表 1 BPNN 反演的温度廓线与探空温度廓线的比较

Table 1 The comparison of temperature profile between BPNN and sounding

高度/km	春		夏		秋		冬	
	ERRORBAR/ K	SD/ K	ERRORBAR/ K	SD/ K	ERRORBAR/ K	SD/ K	ERRORBAR/ K	SD/ K
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.4	0.99	1.27	0.35	0.51	0.54	0.70	1.18	1.54
0.8	0.58	0.75	0.33	0.43	0.53	0.76	0.87	1.09
1.2	0.49	0.59	0.50	0.63	0.66	0.91	0.86	1.15
1.6	0.72	1.07	0.53	0.81	0.79	1.05	1.21	1.45
2.0	0.83	1.16	0.59	0.88	0.72	0.96	1.12	1.37
2.4	0.79	1.03	0.70	0.86	0.80	1.17	0.75	0.95
2.8	0.68	0.88	0.61	0.75	0.69	1.00	0.94	1.19
3.2	0.82	1.06	0.68	0.83	0.72	1.05	1.21	1.47
3.6	1.16	1.35	0.78	0.94	0.97	1.25	1.27	1.50
4.0	1.29	1.59	0.82	1.03	0.92	1.20	1.21	1.51
4.4	1.15	1.43	0.94	1.16	1.04	1.34	1.20	1.67
4.8	1.33	1.63	1.01	1.22	1.01	1.25	1.25	1.79
5.2	1.38	1.71	0.95	1.22	1.11	1.34	1.59	2.21
5.6	1.45	1.80	1.11	1.48	1.19	1.44	1.68	2.19
6.0	1.46	1.82	1.05	1.45	1.14	1.43	1.65	2.20
6.4	1.43	1.88	1.04	1.33	1.18	1.56	1.63	2.19
6.8	1.53	2.01	1.03	1.28	1.11	1.45	1.78	2.22
7.2	1.61	2.08	0.96	1.29	1.04	1.40	1.88	2.30
7.6	1.59	2.26	1.09	1.47	1.08	1.47	1.95	2.36
8.0	1.75	2.45	1.17	1.61	1.23	1.62	2.12	2.70
8.4	1.93	2.60	1.20	1.70	1.33	1.76	1.98	2.45
8.8	2.05	2.72	1.20	1.71	1.29	1.87	2.19	2.76
9.2	2.28	2.88	1.35	1.84	1.52	2.04	2.20	2.84
9.6	2.42	3.04	1.55	2.05	1.82	2.29	2.26	3.11
10.0	2.72	3.35	1.68	2.19	2.12	2.58	2.29	2.97

言, 秋、冬季偏差最小, 春季次之, 夏季最大。这可能是北京秋、冬两季较为干燥, 而夏季雨水较多的缘故。

云液态水廓线, 是仿照文献[10] 的方法, 根据相对湿度自定义了云液态水廓线, 并将其作为标准廓线, 与 BPNN 反演结果做了对比。表 3 表明, 春、冬季云液态水廓线反演效果较好。

考虑到本文神经网络训练使用的样本, 仅来自两年的探空资料, 样本数目较少, 不能涵盖所有的天气情况。根据表 1~3 中独立检验的结果, 以及文献[11—13] 的结果, 我们认为本文使用反演温度、相对湿度和云液态水廓线的 BPNN 方法切实可

行, 反演精度可以接受。

3.3 遥感反演分析与对比验证

进行 BPNN 反演方法研究的最终目的是应用于实际。基于上面的分析, 我们利用南郊 12 通道微波辐射计测量的亮温, 使用训练好的 BPNN, 可反演得到温度、相对湿度和云液态水廓线; 微波辐射计自带的 RadiomeNN 也可反演得到大气廓线, 这里以探空资料作为标准, 比较分析了同一时间、相同高度上 BPNN 和 RadiomeNN 两种方法获得的温度、相对湿度和云液态水廓线与探空廓线的平均绝对误差以及标准偏差。

受微波辐射计观测资料所限, 实际反演仅使用

表 2 BPNN 反演的相对湿度廓线与探空相对湿度廓线的比较

Table 2 The comparison of relative humidity profile between BPNN and sounding

高度/km	春		夏		秋		冬	
	ERRORBAR/ %	SD/ %	ERRORBAR/ %	SD/ %	ERRORBAR/ %	SD/ %	ERRORBAR/ %	SD/ %
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0.4	6.81	10.28	5.36	7.12	6.91	9.66	7.16	10.52
0.8	5.90	8.17	7.21	9.43	7.04	9.12	5.27	7.90
1.2	7.33	9.48	9.85	12.14	6.92	9.17	7.79	10.96
1.6	7.48	9.76	8.10	11.27	7.59	10.54	5.99	9.35
2.0	8.79	12.35	10.36	13.07	7.30	9.32	9.66	12.02
2.4	11.83	15.24	9.53	12.66	10.72	12.95	10.33	12.99
2.8	8.58	11.73	12.22	15.85	12.04	14.21	11.48	14.21
3.2	9.81	12.03	12.89	16.17	13.18	16.85	10.33	13.12
3.6	12.72	15.64	12.19	15.37	11.59	15.88	10.17	13.20
4.0	13.64	18.79	11.90	16.29	13.36	17.27	9.04	11.01
4.4	11.71	15.29	13.18	16.42	11.00	14.50	10.65	13.76
4.8	12.61	16.46	12.59	15.97	8.46	12.54	10.01	13.02
5.2	11.75	15.81	11.43	14.82	9.08	12.73	11.41	15.53
5.6	11.71	15.24	12.31	15.95	9.29	11.91	8.60	12.83
6.0	12.44	15.48	13.43	18.49	10.63	15.19	10.26	13.68
6.4	11.88	15.52	11.85	15.40	10.84	14.91	10.06	14.00
6.8	11.48	14.45	13.11	18.47	9.42	14.11	9.76	13.32
7.2	11.54	15.29	13.37	18.15	8.45	12.41	8.87	11.88
7.6	13.39	17.56	13.74	18.25	7.14	10.13	8.58	11.46
8.0	13.42	17.65	13.41	18.31	7.77	11.75	8.45	11.21
8.4	12.16	16.49	13.30	17.67	8.88	13.45	7.74	10.65
8.8	10.43	13.39	13.33	16.74	9.27	12.94	7.98	10.80
9.2	9.69	12.93	12.58	16.66	7.14	10.54	7.86	10.57
9.6	8.66	12.24	12.76	16.51	7.50	11.56	7.04	10.13
10.0	9.16	12.91	11.77	15.21	7.15	11.12	6.24	9.01

2008 年 4, 7, 9 和 12 月 level1、level2 资料, 分别对应于春、夏、秋、冬四个季节。

由于探空中没有现成的云液态水廓线, 是以文献 [10] 的方法定义云液态水廓线作为训练样本, 进行 BPNN 训练、反演。与 RadiomeNN 反演得到的云液态水廓线没有可比性, 所以这里仅对温度廓线和相对湿度廓线进行分析。

表 4、5 分别给出了 BPNN、RadiomeNN 两种反演方法获得的同一时间、相同高度上温度、相对湿度廓线与探空观测廓线对比的平均绝对误差和标准偏差, 这里探空观测作为标准值。

春、夏、秋、冬四个季节, BPNN 反演的温度

廓线绝对误差最大值分别为 3.10K, 2.63K, 3.70K, 2.45K; 均小于 RadiomeNN 反演的温度廓线绝对误差最大值: 3.54K, 2.65K, 3.89K, 2.75K。由表 4 可见: 与 RadiomeNN 反演方法相比, 本文使用的 BPNN 算法得到的温度廓线更接近于作为标准的探空观测的温度廓线。

对于相对湿度, 春、夏、秋、冬四个季节, BPNN 反演的相对湿度廓线绝对误差最大值分别为 22.89%, 24.82%, 23.29%, 15.48%; RadiomeNN 反演的温度廓线绝对误差最大值为 27.50%, 24.30%, 28.47%, 24.52%, 其中, 春秋两季 BPNN 反演的误差最大值都比 RadiomeNN

表 3 BPNN 反演的云液态水廓线与探空云液态水廓线的比较

Table 3 The comparison of cloud liquid water profile between BPNN and sounding

高度/km	春		夏		秋		冬	
	ERRORBAR	SD	ERRORBAR	SD	ERRORBAR	SD	ERRORBAR	SD
	/(g ° m ⁻³)	/(g ° m ⁻³)	/(g ° m ⁻³)	/(g ° m ⁻³)	/(g ° m ⁻³)	/(g ° m ⁻³)	/(g ° m ⁻³)	/(g ° m ⁻³)
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0.01	0.02	0.02	0.03	0.04	0.06	0.01	0.01
0.4	0.01	0.01	0.02	0.03	0.02	0.03	0.00	0.00
0.8	0.01	0.02	0.02	0.03	0.02	0.03	0.01	0.02
1.2	0.01	0.02	0.02	0.04	0.02	0.03	0.00	0.01
1.6	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.00
2.0	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.00
2.4	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00
2.8	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.00
3.2	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.00
3.6	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.00
4.0	0.01	0.02	0.01	0.02	0.02	0.03	0.00	0.01
4.4	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.00	0.01
4.8	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00
5.2	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.00
5.6	0.00	0.00	0.01	0.02	0.02	0.03	0.00	0.00
6.0	0.00	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00
6.4	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.02	0.00	0.00
6.8	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.02	0.00	0.00
7.2	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00
7.6	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00
8.0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
8.4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
8.8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9.2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
9.6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
10.0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

的小5%左右，而冬季达到9%。结合表5可知，春、秋、冬季BPNN相对湿度反演精度大大优于微波辐射计，而夏季BPNN反演结果较RadiomeNN稍差。总体而言，这两种算法在夏季的相对湿度反演误差都较其它季节大，这可能是夏季相对湿度较大的缘故。

为了进一步验证上述结果，图1给出了不同季节、不同时次探空观测、BPNN以及RadiomeNN3种不同测量方法所得到的温度和相对湿度廓线。

图1证实了表4、5得出的结果，即与Radi-

omeNN反演廓线相比，BPNN反演的温度廓线、相对廓线反演精度较接近探空观测值。图1b说明夏季BPNN、RadiomeNN两种算法反演得到的相对湿度廓线与探空廓线相比误差都较大。总体而言，BPNN反演结果优于RadiomeNN。BPNN和RadiomeNN算法使用了相同的原理，但在模型参数如输入层、输出层和隐层节点数的选择上有很大不同，所有的12通道微波辐射计自带RadiomeNN都使用了相同的16—49—47三层神经网络结构。而本文因地制宜，根据北京具体情况得到相对更为

表 4 BPNN、RadiomeNN 反演温度廓线与探空温度廓线的比较

Table 4 The comparison of temperature profile between BPNN, radiomeNN and sounding

高度 /km	春				夏				秋				冬			
	ERRORBAR/ K		SD/ K		ERRORBAR/ K		SD/ K		ERRORBAR/ K		SD/ K		ERRORBAR/ K		SD/ K	
	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM
0	1.75	1.78	1.87	1.89	1.38	1.77	2.68	2.68	1.91	2.17	2.51	2.52	1.57	1.51	1.78	1.75
0.4	1.16	1.10	1.48	1.37	0.95	1.01	1.17	1.27	1.10	1.19	1.45	1.59	0.93	0.64	1.17	0.84
0.8	1.36	1.23	1.89	1.63	0.94	0.95	1.14	1.27	1.33	1.19	1.76	1.75	0.89	0.75	1.20	1.09
1.2	1.70	1.38	2.19	2.14	1.06	1.18	1.37	1.56	1.47	1.45	1.90	2.27	1.04	0.96	1.32	1.24
1.6	1.77	1.62	2.36	2.56	1.14	1.14	1.41	1.50	1.44	1.72	1.89	2.61	1.43	1.14	1.68	1.39
2.0	1.75	1.68	2.33	2.68	1.45	1.44	1.77	1.80	1.39	1.85	1.86	2.88	1.69	1.13	2.12	1.44
2.4	2.08	1.81	2.72	3.11	1.63	1.81	1.97	2.14	1.45	1.87	1.87	3.15	1.97	1.30	2.42	1.66
2.8	2.43	1.95	2.96	3.28	1.63	1.70	2.01	2.04	1.37	1.73	1.78	3.16	2.13	1.62	2.57	2.00
3.2	2.46	2.04	3.03	3.29	1.50	1.43	1.87	1.76	1.29	1.49	1.67	2.81	2.21	1.97	2.73	2.42
3.6	2.42	2.01	2.91	3.06	1.24	1.17	1.49	1.52	1.72	1.56	2.12	2.77	2.35	1.84	2.83	2.24
4.0	2.25	2.02	2.72	2.87	1.22	1.45	1.48	1.77	1.98	1.90	2.43	3.12	2.25	1.74	2.73	2.18
4.4	2.29	2.15	2.81	3.00	1.34	1.86	1.72	2.23	2.23	2.25	2.69	3.24	2.22	1.83	3.66	2.27
4.8	2.09	2.23	2.69	3.18	1.55	1.88	1.83	2.25	2.14	2.24	2.64	3.11	2.24	1.92	3.64	2.34
5.2	2.16	2.31	2.83	3.34	1.40	1.62	1.73	2.04	2.28	2.35	2.71	3.21	2.29	2.05	2.68	2.46
5.6	2.42	2.38	3.12	3.43	1.31	1.34	1.55	1.75	2.50	2.39	3.01	3.40	2.15	2.11	2.58	2.55
6.0	2.54	2.45	3.21	3.38	1.43	1.42	1.65	1.78	2.56	2.41	3.11	3.26	2.03	2.00	2.40	2.43
6.4	2.72	2.59	3.38	3.51	1.49	1.49	1.78	1.85	2.54	2.36	3.15	3.24	1.94	1.96	2.29	2.38
6.8	2.69	2.55	3.40	3.42	1.43	1.51	1.73	1.90	2.57	2.46	3.26	3.27	1.83	1.86	2.32	2.36
7.2	2.72	2.48	3.42	3.38	1.57	1.72	1.97	2.16	2.56	2.66	3.26	3.36	1.95	1.79	2.47	2.36
7.6	2.68	2.47	3.27	3.43	1.68	1.95	2.12	2.41	2.80	2.89	3.52	3.61	2.05	1.78	2.57	2.42
8.0	2.81	2.65	3.54	3.61	1.71	2.06	2.17	2.56	3.03	3.24	3.75	3.88	2.11	1.76	2.63	2.38
8.4	2.89	2.89	3.54	3.74	1.89	2.26	2.33	2.74	3.23	3.45	4.00	4.09	2.28	1.96	2.80	2.57
8.8	3.10	3.11	3.89	3.88	2.13	2.38	2.60	2.85	3.38	3.58	4.15	4.24	2.17	2.14	2.70	2.63
9.2	3.09	3.21	3.87	4.02	2.34	2.49	2.84	3.00	3.48	3.59	4.14	4.30	2.20	2.29	2.75	2.74
9.6	2.92	3.42	3.68	4.45	2.53	2.55	3.03	3.13	3.70	3.84	4.22	4.61	2.17	2.66	2.96	3.24
10.0	2.78	3.54	3.40	4.73	2.63	2.65	3.16	3.19	3.60	3.89	4.16	4.89	2.45	2.75	3.08	3.34

注: RS-B 分别表示 BPNN 反演的温度廓线、相对湿度廓线与探空廓线相比的平均绝对误差与标准偏差; RS-RM 表示 RadiomeNN 反演温度廓线、相对湿度廓线与探空廓线比较的平均绝对误差与标准偏差

合适的神经网络BPNN，我们认为这是BPNN实验结果优于RadiomeNN的重要原因之一。因此本文的BPNN反演方法可靠、实用，为改善进口微波辐射计的反演精度，甚至今后我国自己的微波辐射计使用神经网络反演算法提供了可能。

3.4 误差原因分析

BPNN反演的廓线精度受探空、微波辐射计的测量、Monortm辐射传输模式、神经网络本身等诸多因素的影响^[5-16]。本文主要从BP神经网络自身进行误差原因分析。

神经网络的训练过程实际上就是网络对训练样本内在规律的学习过程，而对网络进行训练的目的主要是为了让网络模型对训练样本以外的数据(这里指未经训练的微波辐射计观测亮温)具有正确的映射能力，即具有较好的泛化能力。网络的泛化能力主要受以下几个因素影响。

首先，取决于样本的特性，只有当训练样本足以表征所研究问题的一些主要的或基本特性时，网络通过合理的学习机制可以使其具有泛化能力，合理的采样结构是网络具有泛化能力的必要条件。而

表 5 BPNN、RadiomeNN 反演相对湿度廓线与探空相对湿度廓线的比较

Table 5 The comparison of relative humidity profile between BPNN, radiomeNN and sounding

高度 /km	春				夏				秋				冬			
	ERRORBAR/ %		SD/ %		ERRORBAR/ %		SD/ %		ERRORBAR/ %		SD/ %		ERRORBAR/ %		SD/ %	
	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM	RS-B	RS-RM
0	6.13	7.58	6.86	8.14	8.77	8.84	9.37	9.49	8.54	9.40	9.42	10.02	5.96	6.55	7.51	8.02
0.4	10.90	13.37	11.61	14.43	10.01	8.24	11.94	11.18	14.61	12.90	19.70	16.91	8.50	19.32	13.86	21.27
0.8	10.63	12.60	10.12	12.46	11.06	10.48	14.06	13.93	16.34	16.21	21.03	20.52	7.23	16.87	10.37	19.44
1.2	12.11	15.40	12.38	16.54	12.89	11.83	16.42	15.36	17.10	16.42	21.73	21.40	7.06	18.14	10.07	20.90
1.6	13.88	16.52	13.54	15.86	13.66	11.88	17.16	14.84	14.56	15.83	19.36	20.86	8.40	21.15	12.08	23.86
2.0	15.01	17.79	14.37	16.22	12.48	11.43	15.34	14.30	13.86	17.12	17.73	22.15	10.07	22.98	13.52	25.77
2.4	14.77	18.22	15.93	19.23	16.87	11.73	19.84	14.74	13.12	16.41	17.17	22.40	12.99	24.52	15.73	27.64
2.8	13.79	16.67	22.89	26.70	17.41	13.47	20.20	16.90	13.18	19.07	18.07	23.79	15.04	23.91	19.49	27.94
3.2	16.79	20.46	22.32	27.46	16.61	15.67	20.21	20.54	15.67	19.16	19.83	23.46	14.91	20.79	19.61	25.05
3.6	18.54	21.65	20.94	24.30	16.34	17.48	19.42	21.82	15.27	17.72	18.38	22.14	14.97	16.67	19.85	20.29
4.0	21.08	24.71	23.50	27.99	18.58	20.26	20.46	24.97	14.30	21.55	17.46	25.14	15.52	17.07	19.98	21.44
4.4	19.45	24.11	20.93	26.25	18.67	23.87	21.11	28.93	15.55	21.83	19.19	25.55	15.19	18.82	19.72	23.25
4.8	20.43	24.23	19.68	24.30	18.07	24.30	21.14	28.44	16.92	21.96	22.15	25.06	15.48	20.43	20.89	25.05
5.2	21.16	25.53	19.32	24.10	16.73	20.26	19.70	23.82	19.02	20.38	24.18	23.39	14.61	17.82	20.81	22.68
5.6	22.89	27.50	21.09	24.90	18.08	17.09	21.52	20.53	20.21	19.75	25.59	23.42	13.52	16.66	18.65	20.82
6.0	22.41	26.20	20.60	25.50	17.56	15.02	20.54	18.95	21.92	19.81	27.06	22.97	12.61	15.25	15.64	19.88
6.4	19.22	23.85	18.34	23.81	21.07	15.67	24.25	19.90	19.63	19.28	25.28	23.39	13.51	13.06	16.58	17.85
6.8	19.17	24.02	17.97	23.52	22.93	19.28	27.30	23.64	18.96	19.08	24.16	23.28	13.92	16.58	16.98	21.82
7.2	17.70	22.56	17.09	22.14	23.90	19.54	28.31	23.33	20.07	24.48	25.40	28.04	12.61	18.45	16.17	24.70
7.6	17.29	22.06	18.99	23.35	20.81	18.98	24.39	22.38	20.00	26.32	25.20	29.69	10.44	16.44	15.35	20.23
8.0	18.46	22.75	22.30	26.46	23.75	20.08	27.36	23.60	22.50	28.47	27.11	31.55	9.78	16.33	13.52	19.13
8.4	17.46	21.85	27.17	31.10	23.63	20.95	27.16	23.77	23.29	27.85	28.08	31.21	9.05	22.81	13.10	25.15
8.8	16.48	20.82	28.73	32.57	24.82	19.26	28.02	22.89	21.75	25.49	25.62	28.73	9.01	19.63	12.54	22.21
9.2	15.03	19.29	23.10	26.17	22.55	19.65	25.66	23.18	20.09	24.34	23.68	27.70	8.90	15.88	12.21	17.41
9.6	14.64	18.59	16.26	20.20	21.36	19.71	24.88	24.77	20.17	23.05	23.11	27.86	7.99	8.51	11.23	11.00
10.0	14.46	18.35	12.97	18.16	21.52	20.08	24.56	24.75	19.16	20.00	22.03	24.28	7.61	7.83	10.55	11.99

注：变量说明同表 4

本文使用的训练样本只包括两年的探空资料，涵盖不了所有的，特别是一些极端的天气情况，这在很大程度上造成反演误差较大，增加历史探空资料作为训练样本应该会减小反演误差。

其次，网络自身的因素影响，如网络隐含层节点数、网络初始权值的设定和网络的学习算法等。

(1) 隐含层节点数的选择，实际应用中，还没有一套成熟的理论方法来确定网络的隐含层节点，隐含层节点的确定基本上依赖经验，本文使用

的隐含层节点数 7 是通过多次试验，综合考虑训练时间和反演结果而选取的。

(2) 网络的初始权值为随机选取，这也在很大程度上影响网络的泛化能力，一旦初始值取值不当，就会引起网络振荡或不收敛，即使收敛也会导致训练时间增长，再加之实际问题往往是极其复杂的多维曲面，存在多个局部极值点，使得 BP 算法极易陷入局部极值点。这会导致 BP 神经网络训练时间过长而最终得不到适当的权值分布，从而影响廓线精度。

4 结论与讨论

通过模拟计算 2007 年 3 月—2009 年 2 月两年的探空资料,利用 BP 神经网络算法,建立了温度、

相对湿度和云液态水 3 个反演网络,得到了北京地区春、夏、秋、冬四个季节的温度、湿度和云液态水廓线,并对反演结果进行数值检验,分析了反演精度: 6.4 km 以下温度标准偏差 $<2\text{K}$; 10 km 以

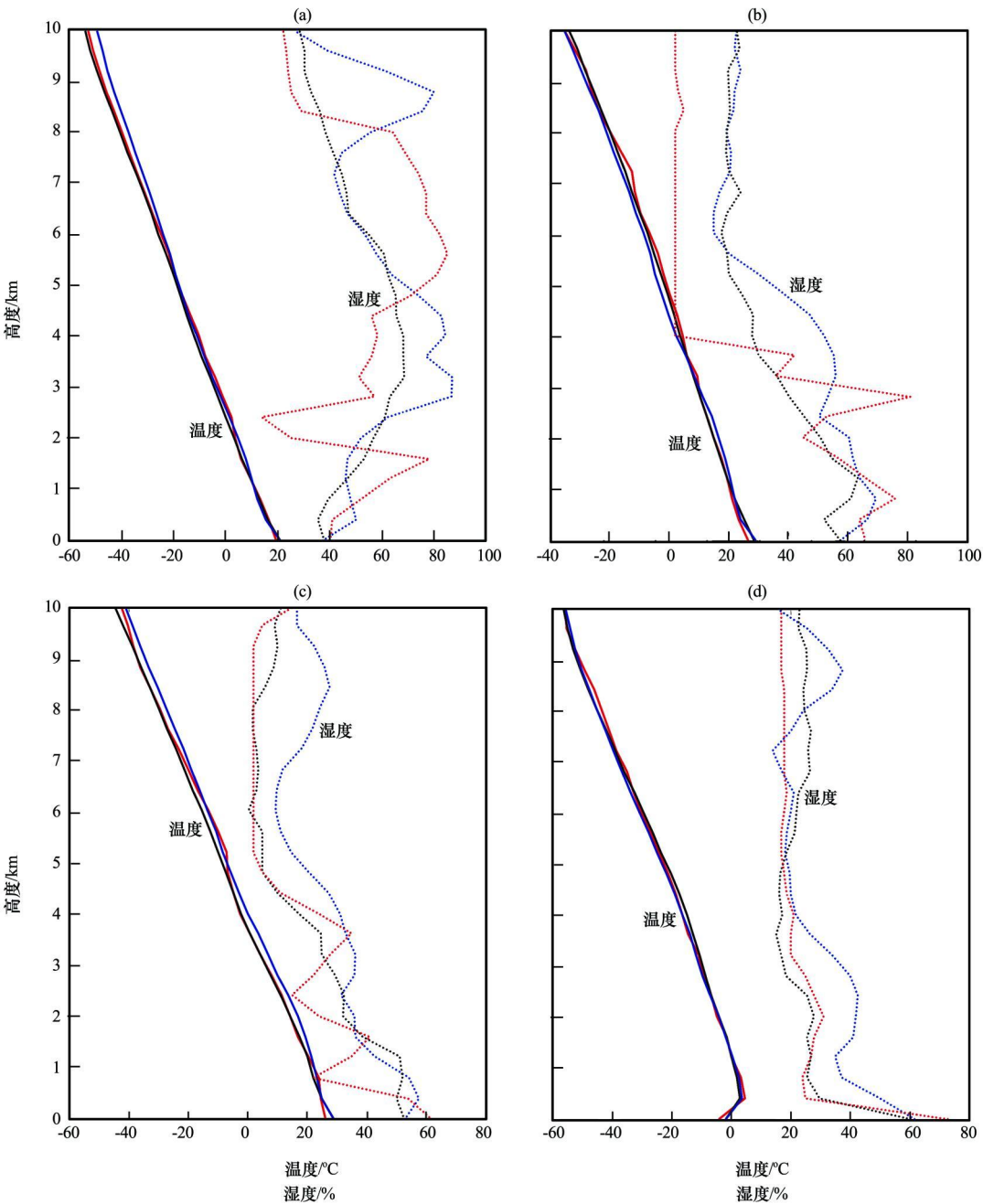


图 1 2008 年北京四个季节温度和相对湿度反演廓线

红色实、虚线分别表示探空观测的温度廓线、相对湿度廓线,黑色实、虚线分别表示 BPNN 反演得到的温度廓线、相对湿度廓线,蓝色实、虚线分别表示 Radiom eNN 反演的温度廓线、相对湿度廓线

(a) 5 月 4 日 19: 00, (b) 7 月 29 日 07: 00, (c) 9 月 15 日 19: 00, (d) 12 月 15 日 07: 00

Fig. 1 Temperature and relative humidity profiles of BPNN radiometer and sounding in Beijing in four seasons of 2008. Red solid and dashed lines denote temperature and RH profile of sounding, respectively, black line represents profile of BPNN and blue line represents profile of Radiom eNN. (a) at 19: 00 on May 4 (b) at 07: 00 on July 29 (c) at 19: 00 on September 15, (d) at 07: 00 on December 15

下相对湿度标准偏差 $\leq 18.8\%$ ，考虑到样本数目较少，反演误差在可以接受的范围内；最后，使用南郊观象台 12 通道微波辐射计的观测亮温，利用 BP 神经网络进行实际反演，并与探空资料进行了对比。结果表明，本文使用的神经网络 (BPNN) 反演廓线与微波辐射计自带 RadiomeNN 的相比更加接近实际。

微波遥感反演算法^[1-5, 17-21]从早期的经验统计算法逐渐过渡到神经网络反演算法，已经有了一个很大的发展，然而，要发展实用的、可业务化的神经网络反演算法，还有一段距离。今后，我们可以通过调整神经网络结构、增加训练样本，将晴天、云天分开进行训练，还可以考虑利用平均廓线，使温度、相对湿度、云液态水廓线在平均廓线附近移动等方法，减小反演误差，得到更为准确的温度、相对湿度和云液态水廓线。相信随着微波辐射计技术的发展，各种数据源的综合利用，神经网络算法的发展完善，神经网络方法微波遥感反演温、湿、云液态水廓线将成为今后探空系统观测的最有效手段之一。

致谢：北京城市气象研究所李炬和刘红燕为本文提供了探空以及微波辐射计观测数据，谨致谢忱。

参考文献

[1] Han Yong, E R Westwater. Remote sensing of tropospheric water vapor and cloud liquid water by integrated ground-based sensors[J]. J Atmos Oceanic Tech, 1995, 12(5): 1050—1059.

[2] 李俊, 曾庆存. 晴空时大气红外遥感及其反演问题Ⅱ反演试验研究[J]. 大气科学, 1997, 21(2): 214—222.

[3] Hogg D C, M T Decker, F O Guiraud, et al. An automatic profiler of the temperature, wind, and humidity in the troposphere[J]. J Appl Meteor, 1983, 22: 807—831.

[4] Fredrick Solheim, John R Godwin, et al. Radiometric profiling of temperature, water vapor and cloud liquid water using various inversion methods[J]. Radio Science, 1998, 33(2): 393—404.

[5] Cadeddu M P, D D Turner, J C Liljegren. A neural network for real-time retrievals of PWV and LWP from arctic millimeter-wave ground-based observations[J]. Geosciences and Remote Sensing, 2009, 47(7): 1887—1900.

[6] Martin T, Hagan Howard, B Demuth Mark, H Beale, 戴葵

等译. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002: 197—257.

[7] Hecht-Nielsen R. Theory of Back propagation neural networks [C]. Papers Present at Neural Networks. IJCNN, International Joint Conference, 22 June 1989: 593—605.

[8] Cimini C, F S Marzano, P Ciotti, et al. Atmospheric Microwave Radiative Models Study Based on Ground-Based Multi-channel Radiometer Observations in the 20—60 GHz Band [C]. Fourteenth ARM Science Team Meeting Proceedings, Albuquerque, New Mexico, March 2004: 22—26.

[9] Boukabara S A, S A Clough, R N Hoffman, et al. A Monochromatic Radiative Transfer Model for Microwave and Laser Calculations[C]. Specialist Meeting on Microwave Remote Sensing, November 2001: 158.

[10] 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[J]. 南京气象学院学报, 1995, 18(3): 396—403.

[11] Gaffard C, T J Hewison. Radiometrics MP3000 Microwave Radiometer Trial Report [R]. Observations/Development, Technical Report TR26, Met Office, National Meteorological Library, Exeter, UK, 2003.

[12] Hewison T J, C Gaffard. Radiometrics MP3000 Microwave Radiometer Performance Assessment [R]. Observations Development Technical Report TR29, Met Office, National Meteorological Library, Exeter, UK, 2003.

[13] 刘红燕, 李炬, 曹晓彦, 等. 遥感大气结构的地基 12 通道微波辐射计测量结果分析[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(2): 222—229.

[14] Clifford S F, J C Kaimal, R J Lataitis, et al. Groundbased remote profiling in atmospheric studies: A overview [J]. Proc IEEE, 1994, 82: 313—315.

[15] Cimini D, T J Hewison, L Martin. Comparison of brightness temperatures observed from ground-based microwave radiometers during TUC [J]. Meteorologische Zeitschrift, 2006, 15(1): 19—25.

[16] Radiometrics. TP/WVP—3000 temperature and water vapor profiling radiometer [Z]. Operators handbook, Radiometric Corporation, Boulder, CO, USA, 2001.

[17] 梁宏, 刘晶淼, 张建成, 等. 青藏高原大气总水汽量的反演研究[J]. 高原气象, 2006, 25(6): 1055—1063.

[18] 孟宪红, 吕世华, 陈世强, 等. 金塔绿洲地表特征参数遥感反演研究[J]. 高原气象, 2005, 24(4): 509—515.

[19] 徐兴奎, 林朝晖. 青藏高原地表月平均反照率的遥感反演[J]. 高原气象, 2002, 21(3): 234—237.

[20] 黄静, 张艳武, 邱崇践. 由 HIRS/S 资料反演大气温度廓线的理论误差分析[J]. 高原气象, 2008, 27(1): 128—134.

[21] 黄静, 邱崇践, 张艳武. 晴空卫星红外模拟资料反演大气温度廓线的研究[J]. 高原气象, 2005, 24(6): 913—919.

Research of BP Neural Network for Microwave Radiometer
Remote Sensing Retrieval of Temperature, Relative Humidity,
Cloud Liquid Water Profiles

LIU Ya-ya¹, MAO Jie-tai², LIU Jun¹, LI Feng¹

(1. China Huayun Technology Development Company, Beijing 100081, China;

2. College of Physics, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: It is discussed that the method of remote sensing retrieval of temperature, relative humidity and cloud liquid water profiles from 12-channel ground-based microwave radiometer by BP neural network, which is on the basis of sounding data, training the neural network with atmospheric profiles in four seasons, testing and analyzing the accuracy of the network. Finally, the results of retrieval with southern suburb of Beijing of 12-channel microwave radiometer data show that: With only a few training cases, the retrieval method BPNN referred in this article is more realistic than that of the microwave radiometer.

Key words: Microwave radiometer; BP neural network; Temperature profile; Relative humidity profile; Cloud liquid water profile