

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2019.01.017

基于伪逆学习算法的地基微波 辐射计反演算法研究^①

樊旭, 毛文茜, 吴肖燕,
曲宗希, 张北斗, 张文煜

兰州大学 大气科学学院/半干旱气候变化教育部重点实验室, 兰州 730000

摘要: 利用兰州大学半干旱气候与环境观测站(SACOL 站)2009—2010 年的地基微波辐射计亮温资料和榆中站探空资料, 基于伪逆学习算法建立了应用于地基微波辐射计温度、相对湿度和水汽密度反演的神经网络(PIFN), 并将反演结果与地基微波辐射计自带反演产品进行了对比, 研究了伪逆学习算法在地基微波辐射计气象要素反演算法本地化的应用效果. 结果表明: PIFN 反演的温度、相对湿度和水汽密度的均方根误差的最大值分别为 6.41 K, 31.21% 和 1.5 g/m³, 地基微波辐射计温度、相对湿度和水汽密度产品的均方根误差最大值分别为 11.93 K, 53.18% 和 3.06 g/m³, 与微波辐射计自带神经网络反演结果在不同高度层进行比较可以看出 PIFN 对 2~10 km、1~7 km 和 0~3 km 的大气温度、相对湿度和水汽密度廓线的反演均有明显改善, 伪逆学习算法能够应用于地基微波辐射计气象要素的反演算法的本地化.

关键词: 地基微波辐射计; 伪逆学习算法; 温湿度廓线; 水汽密度廓线

中图分类号: P407.7

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2019)01-0114-09

地基微波辐射计是一种通过接收大气辐射信号来遥感大气的被动遥感设备, 能够通过反演算法以分钟级时间分辨率得到 0~10 km 的大气温度、相对湿度和水汽密度等气象要素的垂直分布, 具有全天候自动观测的能力. 近年来, 地基微波辐射计观测和反演资料被广泛地应用于诸如大雾^[1]、冰雹^[2]、台风^[3]和降水^[4]等天气过程的分析 and 预报中, 在我国的气象业务中的应用呈现出增加的趋势, 在今后的大气探测系统将发挥更大的作用^[5]. 因此, 研究地基微波辐射计反演算法具有极其重要的意义.

地基微波辐射计的反演是将地基微波辐射计观测所得的亮温资料通过一定算法推求大气温度、相对湿度和水汽密度等数据. 随着地基微波辐射计应用的发展, 多种反演算法被应用于地基微波辐射计的反演, 其中包括多元线性回归算法、主成分分析法、一维变分算法和神经网络方法等. Cimini^[6]将多种反演算法进行了比较, 指出神经网络方法在解决地基微波辐射计反演的非线性问题中具有优势, 而由于神经网络为

① 收稿日期: 2018-05-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(41741023); 兰州大学中央高校基本科研业务费专项资金(lzujbky-2017-57).

作者简介: 樊旭(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事大气物理与大气环境研究.

通信作者: 张文煜, 教授, 博士研究生导师.

统计算法,在地基微波辐射计应用过程中需要进行本地化;我国的气象学者刘亚亚^[7]、鲍艳松^[8]和黄兴友^[9]等利用 BP 神经网络进行了地基微波辐射计反演算法的本地化研究,但是 BP 神经网络是基于梯度下降法确定参数,该算法是从全局进行误差最小化,收敛速度慢,且容易陷入局部极小值^[10],此外 BP 神经网络的训练参数(学习率、误差期望、训练次数等)的设置对 BP 神经网络的性能也有重要的影响,而现阶段没有关于训练参数选择的理论性指导^[10]. 伪逆学习算法^[11]是基于线性代数方法,采用矩阵内积和伪逆运算通过添加隐含层来降低误差,不需设置训练参数,可以简化神经网络的训练过程,避免参数求解过程中的局部极小值问题.

国内外学者将伪逆学习算法应用于机器学习的诸多领域的研究和应用中^[11-13],但未见有将伪逆矩阵算法应用于地基微波辐射计的反演算法本地化研究中的报道,在该领域的应用效果尚待探究. 本研究利用兰州大学半干旱气候与环境观测站(SACOL 站)地基微波辐射计观测数据和榆中站探空数据基于伪逆矩阵算法建立前馈神经网络(PIFN),对其在地基微波辐射计反演算法本地化领域的应用效果进行了研究.

1 数据及方法说明

1.1 数据说明

本次研究中所使用的观测亮温资料来自兰州大学半干旱气候与环境观测站(SACOL 站, 35°57'N, 104°08'E, 海拔 1 961 m)的 TP/WVP 3000 型号地基微波辐射计,该微波辐射计共有 12 个通道,包括 22.235~26.235GHz 的 4 个水汽通道、7 个氧气通道和 1 个大气窗通道. 本研究利用了 2009 年 5 月—2010 年 2 月的 L1 和 L2 数据, L1 数据为 12 通道观测亮温和地面传感器观测的地面温度、相对湿度和气压数据; L2 数据为微波辐射计自带神经网络反演得到的温度和相对湿度廓线. 其 0~2 km 的垂直分辨率为 100 m, 2~10 km 的垂直分辨率为 250 m, 共 47 层; L1 和 L2 数据的时间分辨率均为 1 min. 为避免仪器噪声对地基微波辐射计观测亮温的影响,本研究对地基微波辐射计亮温观测数据进行了 30 min 滑动平均处理,将滑动平均后的亮温观测值作为 00 时和 12 时(本文所注时间均为世界时)的观测数值.

本研究使用的探空资料为榆中探空站(35°52'N, 104°09'E, 1 875 m)2009 年 3 月—2010 年 2 月每日两次的探空资料(00 时, 12 时),其垂直分辨率为 25 m. SACOL 站与榆中探空站直线距离为 9 km,由于两站海拔高度相差 86 m,为建立探空资料与微波辐射计观测资料在垂直方向上的对应关系,选取 100 m 为探空资料起始高度与微波辐射计地面观测资料相对应.

探空观测中不包括水汽密度的观测. 为研究伪逆学习算法在水汽密度反演方面的效果,需计算各高度层水汽密度^[9]:

$$\rho = \frac{e}{0.004\ 615 \cdot T} \quad (1)$$

其中

$$e = 6.107\ 8 \cdot U \cdot \exp \left[17.708 \cdot \frac{(T - 273.16)}{T + 29.329\ 8} \right] \quad (2)$$

1.2 数据的质量控制

由于地基微波辐射计的观测易受云和降水的影响^[14-15],而云和降水对地基微波辐射计亮温观测的影响无法准确评估,本研究使用晴空样本,对云和降水样本进行了剔除.

1) 云样本利用探空资料的相对湿度资料对云的垂直结构进行判定,进而对云样本进行剔除. 云的垂直

结构的判断基于以下 2 个标准:

- ① 云层中, 最小相对湿度值不小于 84%, 最大相对湿度值不小于 87%;
 - ② 云层中, 从云底到云顶的相对湿度跳变值大于 3%, 且在云顶有负的跳变, 云底有正的跳变.
- 当以上两个标准全部满足时才能判定为云层.

2) 本研究采用微波辐射计降水探测器观测资料对降水进行判断, 降水对亮温观测的影响主要来源于雨滴对大气微波辐射的吸收、散射作用以及天线罩上降水的附着造成的亮温异常升高这两个方面^[14]. 基于这两方面的考虑, 本次研究提出的降水判断方法为: 选择探空时次的前 3 h 到后 2 h 共 5 h 为时间区间, 在该时间内降水探测器显示发生降水, 则认为会影响微波辐射计亮温观测标记为 1, 否则降水标记为 0. 经判定, 受云和降水影响的样本共有 123 个.

在研究中使用模拟亮温作为观测亮温质量控制的参考. 模拟亮温由 MonoRTM 辐射传输模式模拟所得, 该模式根据不同的大气辐射的接收方式提供了上行和下行两种亮温模拟方式. 由于地基微波辐射计接收的为大气下行辐射, 因此本研究选用下行模式模拟大气亮温, 将探空资料的温度、相对湿度、气压和高度数据作为输入模拟与 TP/WVP 3000 相同频率的 12 通道模拟亮温.

表 1 为云和降水样本剔除前后 12 通道观测亮温与模拟亮温的偏差和均方根误差, 可以看出相对于模拟亮温, 1~9 通道观测亮温, 有正偏差, 10~12 通道观测亮温有负偏差, 云和降水不仅会使水汽通道观测亮温值偏高, 也会影响氧气通道的亮温观测, 其中对通道 6 和通道 7 的影响尤为明显, 云、降水样本的剔除可以明显降低各个通道的观测亮温的偏差和均方根误差.

表 1 观测亮温的偏差(B)与均方根误差(R)

偏差和均方根误差	云和降水样本	通道 1	通道 2	通道 3	通道 4	通道 5	通道 6	通道 7	通道 8	通道 9	通道 10	通道 11	通道 12
B/K	剔除前	2.35	2.67	2.27	1.33	3.79	5.51	4.01	2.31	0.30	-0.94	-0.92	-1.01
	剔除后	1.08	0.89	0.76	-0.95	1.07	1.03	0.39	1.32	0.38	-0.79	-0.77	-0.85
R/K	剔除前	14.24	13.06	11.85	14.04	13.91	17.69	14.98	5.41	0.79	1.04	1.02	1.12
	剔除后	7.85	6.22	4.44	8.11	6.25	2.14	1.68	1.53	0.49	0.83	0.82	0.95

1.3 伪逆学习算法介绍

伪逆学习算法^[10]是训练前馈神经网络的一种方法, 该算法的基本思想是找到一组正交向量基, 并使用非线性激活函数使隐含层输出向量正交, 然后通过计算伪逆矩阵得到网络的权重系数矩阵. 该算法的误差逐层减小, 其优化目标函数可以定义为

$$\min_w: \| \mathbf{WH} - \mathbf{O} \|_2^2 \quad (3)$$

其中: \mathbf{W} 为权重系数矩阵; \mathbf{H} 为隐含层输出矩阵; \mathbf{O} 为原始数据, 即真实数据. $\mathbf{WH} = \mathbf{O}$ 的最优逼近解为 $\mathbf{W} = \mathbf{OH}^+$ (\mathbf{H}^+ 为矩阵 \mathbf{H} 的逆矩阵), 所以伪逆学习算法的优化目标等价于:

$$\min_w: \| \mathbf{H}^+ \mathbf{H} - \mathbf{I} \|_2^2 \quad (4)$$

伪逆学习算法以逆矩阵为权重系数矩阵使隐含层 \mathbf{H} 向前传播, 并利用激活函数增加隐含层矩阵的秩, 当 $\mathbf{H}^+ \mathbf{H}$ 接近于单位矩阵 \mathbf{I} 时, 训练结束.

在本研究中输入层为 12 通道亮温观测和地面传感器温度、湿度和气压数据和偏置神经元共 16 个神经元(记为向量 \mathbf{b}), 输出层为大气温度、相对湿度和水汽密度廓线, 其垂直分辨率与微波辐射计 L2 资料相同, 共 47 个神经元, 输入层和输出层之间有隐含层若干, 将输入层和输出层按时间顺序排列, 每 5 个样本

中抽取一个放入检验样本集合(共 47 个), 剩余均放入训练样本集合(共 310 个), 组成训练样本输入层矩阵 \mathbf{B} 和对应的输出层矩阵 \mathbf{O} , 在本次研究中选取的激活函数为:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{(-x)}} \quad (5)$$

本次研究中伪逆学习算法的训练步骤如下:

- (1) 设输入层为隐含层 0 层, 即 $l=0$, 此时令 $\mathbf{B}^l = \mathbf{H}^l$;
- (2) 计算 \mathbf{H}^l 的伪逆矩阵 $(\mathbf{H}^l)^+$, 如果 $\|\mathbf{H}^+ \mathbf{H} - \mathbf{I}\|^2 < e_{\text{err}}$ (e_{err} 为训练精度) 则训练完成, 进行步骤 (4), 否则进行步骤 (3);
- (3) 令 $\mathbf{W}^l = (\mathbf{H}^l)^+$; $\mathbf{H}^{l+1} = \sigma(\mathbf{H}^l \mathbf{W}^l)$ 返回步骤 (2);
- (4) 计算输出层权重系数矩阵 $\mathbf{W}^L = (\mathbf{H}^L)^+ \mathbf{O}$, 则网络输出的气象要素矩阵为

$$\mathbf{M} = \sigma(\cdots \sigma(\sigma(\mathbf{H}^0 \mathbf{W}^0) \mathbf{W}^1) \cdots) \mathbf{W}^L \quad (6)$$

2 反演结果对比验证

为进一步验证伪逆学习矩阵算法的反演效果, 在研究中以探空资料为真实值, 计算了各个高度层 (h) 上的反演结果及微波辐射计 L2 资料的平均误差 (σ_{ME}) 和均方根误差 (σ_{RMSE}):

$$\sigma_{\text{ME}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i^h - o_i^h) \quad (7)$$

$$\sigma_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i^h - o_i^h)^2} \quad (8)$$

式中: n 为高度层 h 上总样本数, 这里 n 为 47; o 为 h 高度层上的探空数据; r 为反演结果或微波辐射计 L2 产品数据, 包括大气温度廓线、相对湿度廓线和水汽密度廓线。

2.1 大气温度廓线反演结果的对比验证

图 1 为伪逆学习算法反演的大气温度廓线及微波辐射计温度产品的平均偏差和均方根误差。由图 1 中可以看出, 在 2 km 以下, 两者的均方根误差差距不大, 随高度变化较小, 微波辐射计温度产品的均方根误差要小于 PIFN 反演结果; 在 2~9 km 的高度范围内, PIFN 和微波辐射计温度产品的均方根误差均随高度升高而逐渐增大, 均在 9 km 处达到最大值, 分别为 6.41 K 和 11.93 K; 在 9 km 以上两者均方根误差均随高度升高而逐渐减小。在 2 km

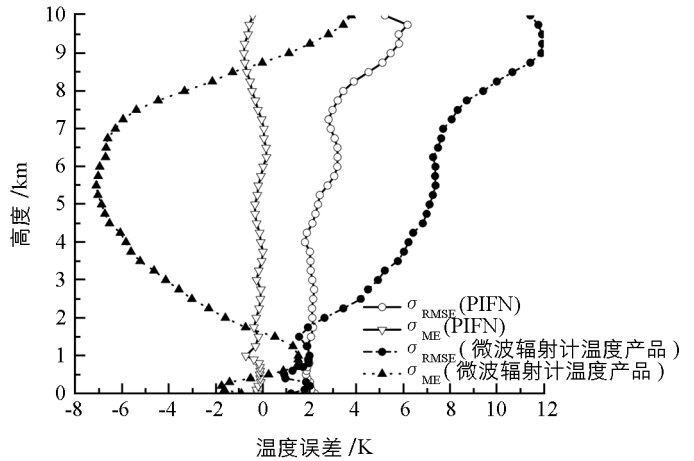


图 1 PIFN 反演温度及微波辐射计温度产品的平均误差 (σ_{ME}) 和均方根误差 (σ_{RMSE})

以上, PIFN 的反演结果要明显优于温度产品; PIFN 反演所得温度廓线的平均误差随高度变化不大, 在 0~10 km 的变化范围为 $-1.27 \sim 0.32$ K, 微波辐射计温度产品在 0~10 km 的变化范围为 $-7.09 \sim 3.79$ K。在 0~0.4 km, 1.75~8.75 km 的高度范围内平均误差为负, 在 0.4~1.75 km, 8.75~10 km 平均误差为正, 在所有高度层 PIFN 反演所得的温度廓线的平均误差的绝对值均小于微波辐射计温度产品。总体上, PIFN 的反演结果的精度要高于微波辐射计温度产品。

图 2(a)、2(b)分别为 2009 年 10 月 24 日 12 时和 12 月 3 日 00 时 PIFN 反演结果、微波辐射计产品和探空资料温度廓线的对比. 由图 2(a)中可以看出, 在 0~2 km 微波辐射计的温度产品和 PIFN 的反演结果均与探空资料具有很好的一致性, 图 2(b)中微波辐射计温度产品和 PIFN 反演结果均可以表现出 0~1.5 km 逆温层的存在, 但是在 2 km 以上微波辐射计温度产品与探空资料的一致性明显下降, PIFN 反演所得的温度廓线与探空资料具有更好的一致性, 能够较好地反映对流层内大气温度的垂直变化情况.

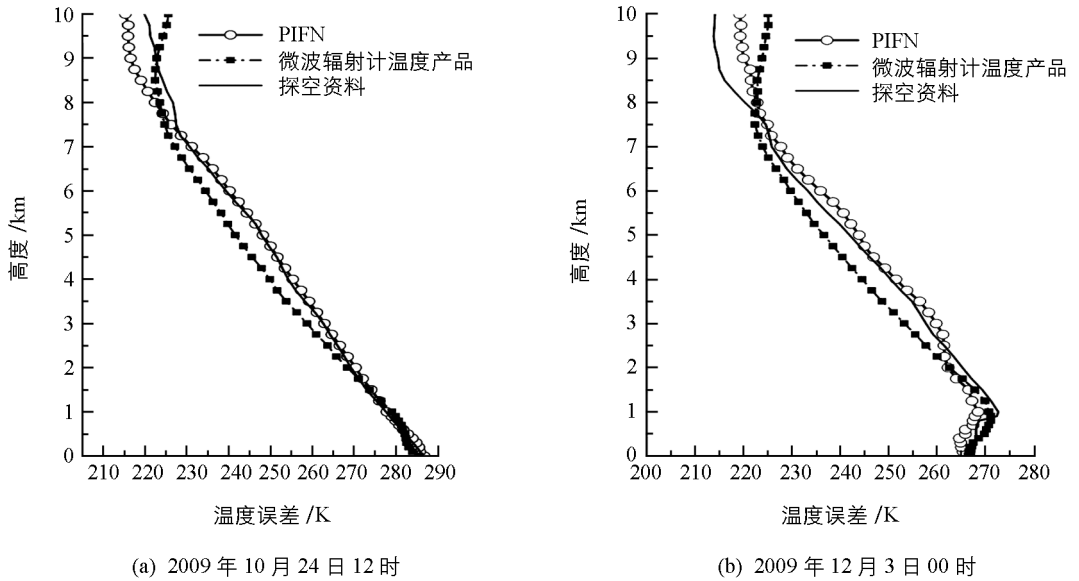


图 2 2009 年 10 月 24 日 12 时和 12 月 3 日 00 时 (UTC) 反演廓线、微波辐射计温度产品及探空资料对比

2.2 大气相对湿度廓线反演结果的对比较证

图 3 为 PIFN 反演所得的相对湿度廓线与微波辐射计相对湿度产品的平均误差和均方根误差. 由图 3 中可以看出, 在 8 km 以下, PIFN 反演所得的相对湿度廓线的均方根误差要小于微波辐射计的产品, 在 9 km 以上微波辐射计的相对湿度产品的均方根误差较小, 在 0~5.25 km PIFN 反演结果的均方根误差随高度的升高而逐渐增大, 在 5.25 km 达到最大为 31.21%, 在 5.25 km 以上均方根误差总体上随高度升高而逐渐降低; 微波辐射计相对湿度产品的均方根误差在 0~0.6 km 先增大后减小, 在 0.6~4 km 随高度升高而逐渐增大, 在 4.25 km 取最大值为 53.18%, 在 4~4.75 km 均方根误差几乎不随高度变化, 在 4.75 km 以上均方根误差总体上随高度的升高而逐渐降低. PIFN 反演结果的平均误差随高度的变化较小, 在 0~10 km 的变化范围为 -2.13%~5.55%, 微波辐射计相对湿度产品的平均误差的变化范围为 -6.61%~36.66%, 在 0~7.25 km, 8~8.75 km 平均误差为正, 其余高度的平均误差为负; 在所有高度层, PIFN 反演所得的相对湿度廓线的平均误差的绝对值均小于微

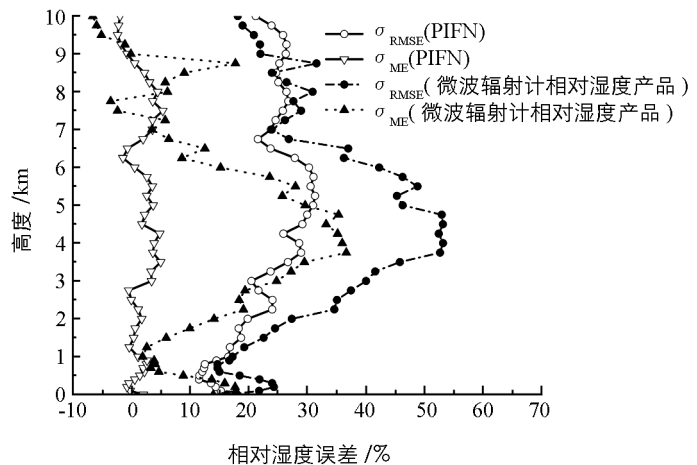


图 3 PIFN 反演相对湿度及微波辐射计相对湿度产品的平均误差 (σ_{ME}) 和均方根误差 (σ_{RMSE})

波辐射计相对湿度产品的平均误差的绝对值均小于微波辐射计相对湿度产品的平均误差的绝对值.

波辐射计相对湿度产品. 总体上, PIFN 的反演结果的精度要高于微波辐射计相对湿度产品.

图 4(a)、4(b)分别为 2009 年 10 月 24 日 12 时和 12 月 3 日 00 时 PIFN 反演结果、微波辐射计产品和探空资料相对湿度廓线的对比. 由图 4(a)可以看出, 微波辐射计的相对湿度产品在所有高度层上均偏大于探空资料, PIFN 的反演结果与探空资料存在一定差异, 但是总体上与探空资料具有更好的一致性; 由图 4(b)可以看出在 1 km 以下, PIFN 反演结果和微波辐射计相对湿度产品均与探空资料具有较好的一致性, 但是在 0~6 km 微波辐射计相对湿度产品明显偏大于探空资料, 在这一高度范围 PIFN 的反演结果与探空资料具有更好的一致性, 在 6 km 以上 PIFN 的反演结果偏大于探空资料, 微波辐射计相对湿度产品偏小, 微波辐射计产品的效果优于 PIFN. 总体来看, PIFN 的反演结果要优于微波辐射计的相对湿度产品, 尤其是在 7 km 以下, PIFN 的反演结果与探空资料具有更好的一致性, 能够较好地反映大气相对湿度的垂直变化情况.

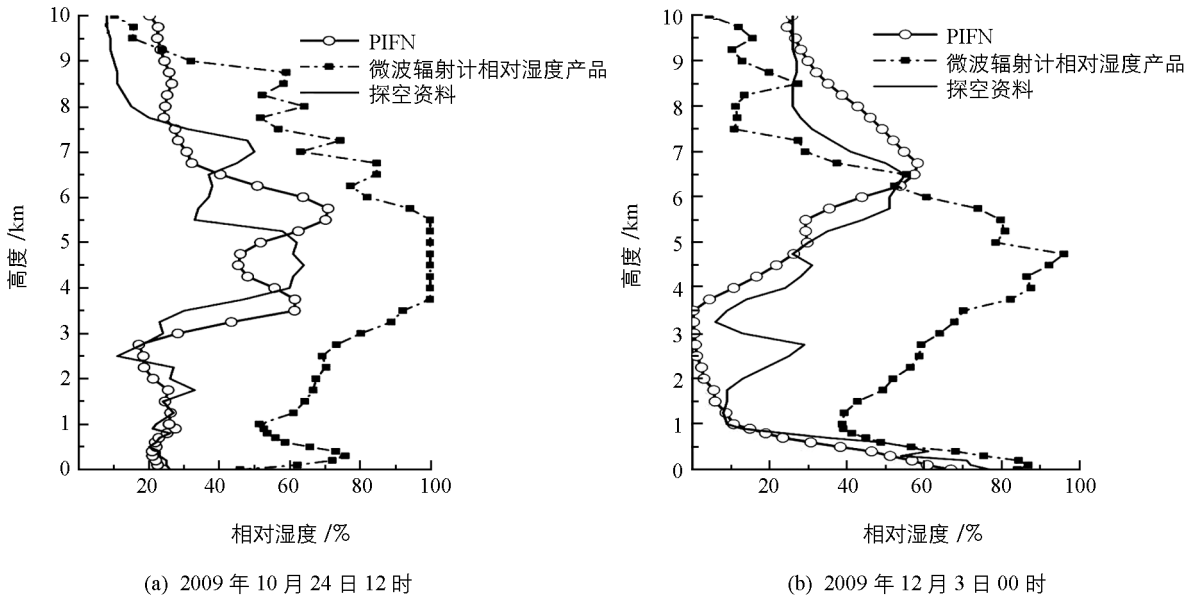


图 4 2009 年 10 月 24 日 12 时和 12 月 3 日 00 时(UTC)反演廓线、微波辐射计相对湿度产品及探空资料对比

2.3 大气水汽密度廓线反演结果的精度验证

图 5 为伪逆学习矩阵算法(PIFN)反演所得的水汽密度廓线与微波辐射计大气水汽密度产品(Radiometrics)的平均误差和均方根误差. 由图 5 中可以看出, 两者的均方根误差总体趋势是随高度的升高而逐渐减小, 其最大值分别位于 0 km 和 0.2 km, 分别为 1.5 g/m^3 和 3.06 g/m^3 . 在 3 km 以下, PIFN 反演结果的均方根误差要明显小于微波辐射计的大气水汽密度产品, 在 3 km 以上两者的均方根误差趋于一致, 在 3.5 km 附近微波辐射计大气水汽密度产品的均方根误差小于 PIFN. PIFN 的平均误差随高度的变化不大, 在 0~10 km

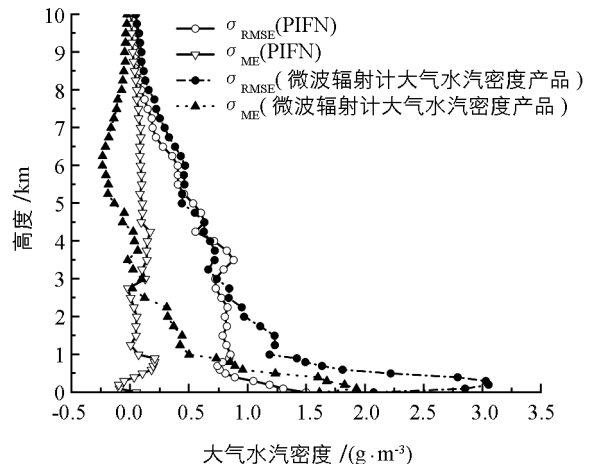


图 5 PIFN 反演大气水汽密度及微波辐射计大气水汽密度产品的平均误差(σ_{ME})和均方根误差(σ_{RMSE})

的变化范围为 $-0.1 \sim 0.2 \text{ g/m}^3$, 除近地面外其余高度层平均误差均为负值; 微波辐射计大气水汽密度产品的平均误差在 $0 \sim 10 \text{ km}$ 的变化范围为 $-0.24 \sim 1.93 \text{ g/m}^3$, 在 $0 \sim 3 \text{ km}$ 平均误差为正值, 在 3 km 以上平均误差为负, 在所有高度层, PIFN 反演所得的大气水汽密度廓线的平均误差的绝对值均小于微波辐射计大气水汽密度产品. 总体上, PIFN 的反演结果的精度要高于微波辐射计大气水汽密度产品.

图 6(a)、6(b)分别为 2009 年 10 月 24 日 12 时和 12 月 3 日 00 时 PIFN 反演结果、微波辐射计产品和探空资料大气水汽密度廓线的对比. 由图 6(a)可以看出, 微波辐射计的大气水汽密度产品在 4 km 以下均偏大于探空资料, PIFN 的反演结果与探空资料存在一定差异, 但是此高度范围内与探空资料具有更好的一致性, 在 4 km 以上三者差距不大; 由图 6(b)可以看出在 0.5 km 以下, PIFN 反演结果和微波辐射计大气水汽密度产品均与探空资料具有较好的一致性, 但是在 $0.5 \sim 4 \text{ km}$ 高度范围内, 微波辐射计大气水汽密度产品明显偏大于探空资料, 在这一高度范围内 PIFN 的反演结果与探空资料具有较好的一致性, 在 4 km 以上 PIFN 的反演结果偏大于探空资料, 微波辐射计的大气水汽密度产品的效果优于 PIFN. 总体来看, PIFN 的反演结果要优于微波辐射计的大气水汽密度产品, 尤其是在 4 km 以下, PIFN 的反演结果与探空资料具有更好的一致性, 能够较好地反映大气水汽密度的垂直变化情况.

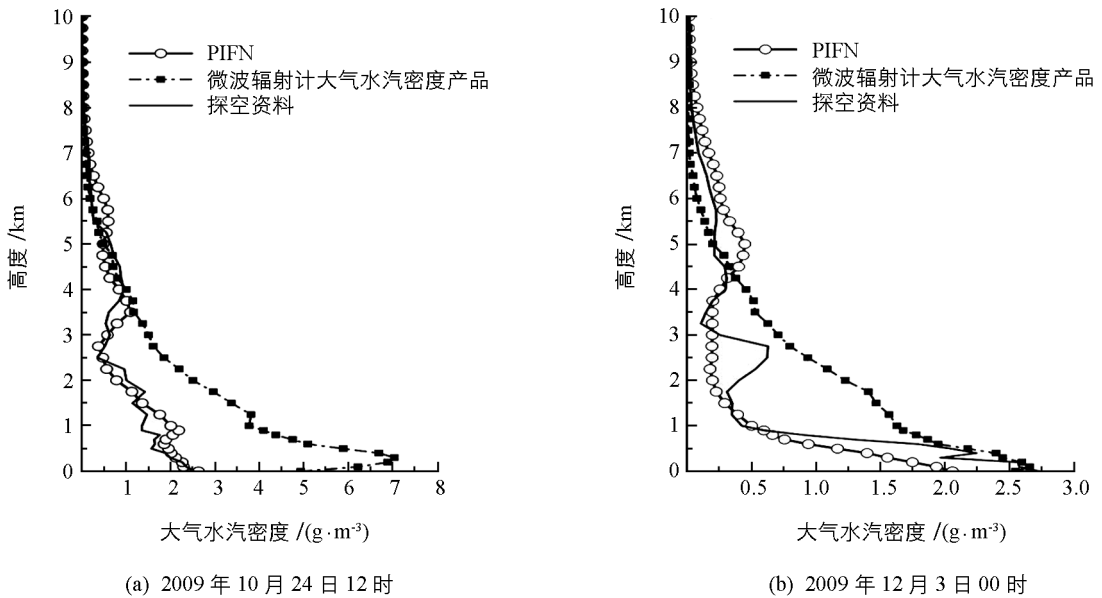


图 6 2009 年 10 月 24 日 12 时和 12 月 3 日 00 时 (UTC) 反演廓线、微波辐射计大气水汽密度产品及探空资料对比

3 结论与讨论

本研究使用兰州地区探空资料和 SACOL 站地基微波辐射计观测资料基于伪逆学习算法建立了用于温度、相对湿度和水汽密度廓线反演的神经网络 (PIFN), 与探空资料和地基微波辐射计自带神经网络反演产品进行对比, 研究了伪逆学习算法在地基微波辐射计反演算法本地化方面的应用效果, 得出以下结论:

PIFN 反演所得温度、相对湿度和水汽密度廓线的均方根误差最大值分别为 6.41 K , 31.21% 和 1.5 g/m^3 , 平均误差的变化范围分别为 $-1.27 \sim 0.32 \text{ K}$, $-2.13\% \sim 5.55\%$ 和 $-0.1 \sim 0.2 \text{ g/m}^3$, 地基微波辐射计自带神经网络反演产品的均方根误差最大值分别为 11.93 K , 53.18% 和 3.06 g/m^3 , 平均误差分别为 $-7.09 \sim$

3.79 K, $-6.61\% \sim 36.66\%$ 和 $-0.24 \sim 1.93 \text{ g/m}^3$, 从总体结果可以看出 PIFN 的反演结果更接近于真实大气; 从各个高度层的反演结果对比可以看出, 相较于地基微波辐射计反演产品, PIFN 对 2~10 km 的温度反演、1~7 km 的相对湿度反演和 0~3 km 的大气水汽密度反演均有明显的改善, 由此可以得出伪逆学习算法可以应用于地基微波辐射计反演算法本地化的研究和应用中。

本研究将伪逆学习矩阵算法引入地基微波辐射计反演领域, 但是在研究中对微波辐射计观测数据进行了质量控制, 仅使用了晴空样本, 但是并未提出云和降水条件下微波辐射计观测数据的处理方案, 并未考察在云和降水条件下伪逆学习算法反演大气廓线的效果, 在下一步工作中需要进一步完善。

致谢: 感谢北京师范大学郭平教授在算法方面提供的帮助和指导。

参考文献:

- [1] 郭丽君, 郭学良. 利用地基多通道微波辐射计遥感反演华北持续性大雾天气温、湿度廓线的检验研究 [J]. 气象学报, 2015, 73(2): 368—381.
- [2] 赵金霞, 范苏丹, 朱晓晶. 微波辐射计资料在大雾预报预警中的应用 [J]. 沙漠与绿洲气象, 2015, 9(3): 31—35.
- [3] 唐仁茂, 李德俊, 向玉春, 等. 地基微波辐射计对咸宁一次冰雹天气过程的监测分析 [J]. 气象学报, 2012, 70(4): 806—813.
- [4] 赵兵科, 邵德民, 鲁小琴, 等. 多通道地基微波辐射计在 0713 号“韦帕”台风登陆前后探测性能及特征分析 [J]. 地球科学进展, 2009, 24(9): 1001—1008.
- [5] 王叶红, 赖安伟, 赵玉春. 地基微波辐射计资料同化对一次特大暴雨过程影响的数值试验研究 [J]. 暴雨灾害, 2010, 29(3): 201—207.
- [6] 鲍艳松, 钱程, 闵锦忠, 等. 利用地基微波辐射计资料反演 0~10 km 大气温湿廓线试验研究 [J]. 热带气象学报, 2016, 32(2): 163—171.
- [7] CIMINI D, HEWISON T J, MARTIN L, et al. Temperature and Humidity Profile Retrievals from Ground-Based Microwave Radiometers During TUC [J]. Meteorologische Zeitschrift, 2006, 15(5): 45—56.
- [8] 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.
- [9] 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 [J]. 气象科学, 2013, 33(2): 138—145.
- [10] GUO P, WANG K, XIN X. Autoencoder, Low Rank Approximation and Pseudoinverse Learning Algorithm [C] // 2017 IEEE International Conference on Systems. Banff, BB, Canada: Man and Cykemetics, 2017: 948—953.
- [11] GUO P, LYU M R. A Pseudoinverse Learning Algorithm for Feedforward Neural Networks with Stacked Generalization Applications to Software Reliability Growth Data [J]. Neurocomputing, 2004, 56(1): 101—121.
- [12] WANG K, GUO P, YIN Q, et al. A Pseudoinverse Incremental Algorithm for Fast Training Deep Neural Networks with Application to Spectra Pattern Recognition [C] // 2016 International Joint Conference on Neural Networks. BC, Canada: Vancouver, 2016: 3453—3460.
- [13] GUO P, LYU M R. A Pseudoinverse Learning Algorithm for Feedforward Neural Networks with Stacked Generalization Applications to Software Reliability Growth Data [J]. Neurocomputing, 2004, 56(1): 101—121.
- [14] 赵玲, 马玉芬, 张广兴, 等. MP-3000A 微波辐射计的探测原理及误差分析 [J]. 沙漠与绿洲气象, 2009, 3(5): 54—57.
- [15] 王振会. 大气温度分布的地面微波遥感数值实验 [J]. 南京气象学院学报, 1988, 11(3): 346—355.

Research of an Inversion Method Based on Pseudoinverse Learning Algorithm for Ground-Based Microwave Radiometer Measurement

FAN Xu, MAO Wen-qian, WU Xiao-yan,
QU Zong-xi, ZHANG Bei-dou, ZHANG Wen-yu

*College of Atmospheric Sciences, Lanzhou University / Key Laboratory for Semi-Arid Climate Change
of the Ministry of Education, Lanzhou 730000, China*

Abstract: In order to estimate the application of pseudoinverse learning algorithm in the localization of ground-based microwave radiometer meteorological elements inversion algorithms, the observed data of the ground-based microwave radiometer from the Semi-Arid Climate and Environment Observatory (SACOL) of Lanzhou University and the radiosonde data from the Yuzhong Station during 2009 to 2010 are used to establish a neural network (PIFN) for temperature, humidity and water vapor density inversion based on the pseudoinverse learning algorithm (PLA), and the inversion results are compared with the products of the ground-based microwave radiometers. The result show that the maximum mean square root error of temperature, relative humidity and water vapor density inverted by PIFN are 6.41 K, 31.21% and 1.5 g/m³, respectively, and the maximum root mean squared root error of temperature, relative humidity, and water vapor density products recorded by the ground-based microwave radiometers are 11.93 K, 53.18% and 3.06 g/m³, respectively. PIFN significantly improves the inversion performance of temperature, relative humidity and water vapor density profiles between 2~10 km, 0~3 km, 1~7 km, respectively. It is concluded that the inversion result of PLFN has a better performance than the microwave radiometer's own products and is more close to the radiosonde data and that PLA can be introduced to ground-based microwave radiometer inversion algorithm localization field.

Key words: ground-based microwave radiometer; pseudo-inverse learning algorithm; temperature and humidity profile; water vapor density profile

责任编辑 潘春燕