

激光与光电子学进展

FY-4A/GIIRS 资料云上温度廓线反演研究

黄鹏宇^{1,3}, 郭强^{1,2*}, 韩昌佩¹, 张春明^{1,3}, 杨天杭¹, 黄硕¹

¹中国科学院上海技术物理研究所红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;

²国家卫星气象中心, 北京 100081;

³中国科学院大学, 北京 100049

摘要 云污染容易造成星基红外高光谱观测精度下降, 导致大量观测信息损失。针对有云情况下的干涉式大气垂直探测仪(FY-4A/GIIRS)的观测数据, 提出一种云上温度廓线反演方法。利用辐射传输模型分别开展晴空和有云情况下的观测亮温模拟实验, 统计分析不同通道的模拟亮温变化特征, 根据云顶气压确定通道优选方案, 通过神经网络算法实现云上的温度廓线反演, 温度廓线反演的精度评估采用ERA5再分析数据作为参照标准。实验结果表明均方根误差(RMSE)整体优于 1.5 K, 反演的温度廓线具有较高的精度, 有效地提高了FY-4A/GIIRS在云污染情况下的观测资料使用率。

关键词 大气光学; 风云四号气象卫星; 干涉式大气垂直探测仪; 云污染; 温度廓线; 大气遥感

中图分类号 P407.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1701002

Research on Retrieval of Temperature Profile on Cloud Based on FY-4A/GIIRS Data

Huang Pengyu^{1,3}, Guo Qiang^{1,2*}, Han Changpei¹, Zhang Chunming^{1,3},
Yang Tianhang¹, Huang Shuo¹

¹Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technologies, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

²National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China;

³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Cloud pollution can easily decrease the accuracy of satellite infrared hyperspectral observation data, leading to the loss of a large amount of observation information. In this study, a method for retrieval of temperature profile on the cloud is proposed based on observation data of FY-4A/GIIRS with cloud conditions. The radiative transfer model is used to carry out simulation experiments of observation brightness temperature under conditions of clear sky and cloud, respectively. We statistically analyze the characteristics of simulated brightness temperature changes under different channels, determine the channel selection scheme according to the cloud top pressure, and realize the retrieval of the temperature profile on the cloud through the neural network algorithm. The ERA5 reanalysis data is used as the reference standard in the accuracy evaluation of the temperature profile retrieval. The experimental results show that the overall root mean square error is better than 1.5 K, and the retrieval temperature profile has a high accuracy, which effectively improves observation data usage rate of the FY-4A/GIIRS in the cloud under pollution.

收稿日期: 2020-12-20; 修回日期: 2020-12-28; 录用日期: 2021-01-13

基金项目: 国家自然科学基金(41875037)

通信作者: *guoqiang@cma.gov.cn

Key words atmospheric optics; FY-4 meteorological satellite; geosynchronous interferometric infrared sounder; cloud pollution; temperature profile; atmospheric remote sensing

OCIS codes 010.0280; 010.1320; 010.1280

1 引言

星载红外高光谱仪可以探测到精细的垂直大气结构,获得丰富的大气光谱信息^[1-3]。云的存在对红外观测有着很大的影响,且云顶上方的大气温湿度廓线是重要的大气参数^[4-6],因此利用红外高光谱资料,结合相关辐射传输模型,使用物理法、统计回归,以及神经网络等方法来进行云上大气温湿度廓线的反演,是获取大面积、高频次、高精度的大气温湿度廓线的有力手段。

风云四号 A 星(FY-4A)是中国面向定量遥感应用的新一代静止轨道气象卫星,于 2016 年 12 月 11 日成功发射。星上搭载的干涉式大气垂直探测仪(GIIRS)是国际上第一台在静止轨道上以红外干涉分光方式探测三维大气垂直结构的仪器,其主要作用是实现对大气温度和湿度等参数的垂直结构观测,提高气象垂直观测分辨率,为数值预报与天气监测以及大气化学成分探测提供服务^[7]。文献[8]以信息熵(ER)与自由度(DFS)为判据,计算得到温度与水汽所包含的信息熵分别为 37.53 和 28.79,自由度分别为 10.78 和 8.08,并与风云三号 D 星/高光谱红外大气探测仪(FY-3D/HIRAS)相比较,发现 FY-4A/GIIRS 具有反演大气温湿度廓线等大气参数的能力。

目前国内外学者基于红外高光谱资料反演大气温湿度廓线的主要方法有统计法、人工神经网络法、物理法。常用的统计法包括特征向量法、经验正交函数展开法、最小二乘法^[9-10]。其中文献[11]利用特征向量求解初始廓线,同时利用牛顿非线性迭代进一步提高反演精度。因为统计反演方法不需要计算权重函数,所以其计算速度很快,但该方法只限于线性或者一些简单的非线性形式,反演误差较大^[12]。

随着机器学习理论的发展,传统的统计回归方法逐渐被机器学习中的神经网络等算法取代。这些新方法有着较为坚实的理论基础,相比传统的统计回归方法,新方法能更好地解决非线性问题,而且不需要对非线性映射本身做过多的分析^[13-14]。文献[15]基于人工神经网络(ANN)对 FY-4A/GIIRS

进行大气温湿度廓线反演,并且利用大气红外探测仪(AIRS)相关产品进行验证,结果表明,温度的均方根误差(RMSE)在对流层平均小于 1 K,湿度在 200 hPa 以下整体小于 10%,精度较高。文献[16]使用反向传播(BP)神经网络结合 AIRS 探测的数据进行了大气湿度廓线反演,其相关结果表明,神经网络相对于特征向量反演方法有着更高的反演精度。文献[17]使用神经网络结合 FY-3D 微波湿度计(MWHS)和微波温度计(MWTS)进行了全球大气的温度和湿度廓线反演实验,其结果表明,在 1000~400 hPa 之间神经网络方法优于传统的统计回归方法,在其他层上两种方法的效果相当。基于红外高光谱物理反演算法和神经网络反演算法进行大气温湿度廓线的反演,结果表明在晴空条件下两者均具有较高的精度,但由于云顶上空温湿度廓线的反演工作存在一定难度,受到云污染的观测信息会被大量浪费^[18-21]。

本文利用 FY-4A/GIIRS,基于大气快速辐射传输模型(RTTOV),模拟了不同云参数下的卫星观测结果,同时根据模拟结果选择云上温度反演通道,采用神经网络反演算法进行云顶上空大气温湿度廓线的反演,并根据再分析资料分析反演结果的精度,验证了该方法的可行性。基于上述分析,评估了 FY-4A/GIIRS 对红外高光谱云上大气温度的探测能力。

2 基本原理与模型介绍

2.1 基本原理

现有的大气辐射传输模型主要考虑了地面发射辐射、大气上行辐射和大气下行辐射,然而云在红外波段的散射和吸收特性复杂,多数通道观测数据会受到较大的云污染,导致辐射传输模型在有云的条件下出现较大的偏差。由于通道在不同气压高度层的响应权重差异明显,导致不同通道受到云污染的程度不同,因此存在一部分通道受云污染程度较小的问题,这些云污染程度较小的通道可以用来反演云上的温度廓线。

选择具有代表性的 100 个适合温度反演的通道,在辐射传输模型中输入再分析数据,得到雅可比(Jacobian)矩阵。把 Jacobian 矩阵进行最大值归

一化,得到每个通道对于大气高度的权重函数,这里的权重大小反映了该通道对于本层大气的响应大小,权重峰值对应的气压高度对该通道观测数值的影响最大。图 1 中,不同的曲线代表不同的通道,一共有 100 根曲线,纵轴代表大气气压(气压高度),横轴代表通道对于大气高度的响应权重,因为对 Jacobian 矩阵进行了最大值归一化,所以权重函数的峰值为 1。通常来说,峰值越密集的气压高度对观测数据的影响越大,使用这些通道对其反演的效果越好;利用峰值越稀疏的气压高度,反演的效果越差。从图中可以看出,在某一气压高度层添加了

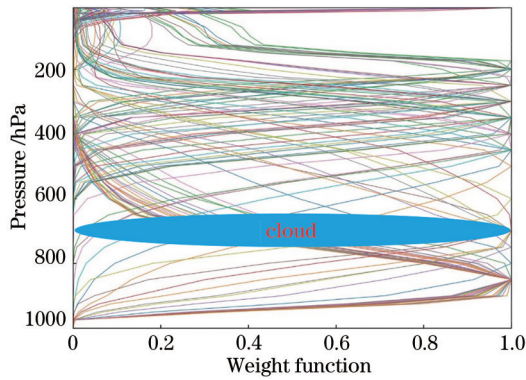


图 1 通道权重函数示意图

Fig. 1 Schematic diagram of channel weight function

云污染之后,部分通道的权重函数峰值在云顶之上,其受到云污染的影响较小,可以将其作为反演云上大气温度廓线的有效通道。

2.2 RTTOV 辐射传输模型

RTTOV 快速辐射传输模式是由 1990 年初欧洲中期天气预报中心(ECMWF)开发的快速辐射传输模式(TOVS)发展而来。本研究主要使用 RTTOV 作为辐射传输模型,采用 RTTOV 官网提供的 FY-4A/GIIRS 系数文件和其地表发射率数据集,输入为给定大气状态参数,输出为 FY-4A/GIIRS 的模拟亮温及其 Jacobian 矩阵。

2.3 BP 神经网络模型

实验中每层的神经元与相邻层的神经元通过权重 W 、截距 b 和激活函数连接,选定激活函数为 sigmoid 函数,则有

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-x)}, \quad (1)$$

式中 x 和 y 分别为输入和输出。

$$E = \sum_{k=1}^c (T_k - O_k)^2, \quad (2)$$

$$W_{jk}^+ = W_{jk} - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = W_{jk} + \eta (T_k - O_k) \cdot O_k \cdot (1 - H_j), \quad (3)$$

$$W_{ij}^+ = W_{ij} - \eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = W_{ij} + \eta \left\{ \sum_{k=1}^c [(T_k - O_k) \cdot O_k \cdot (1 - H_j) \cdot W_{jk}] \right\} \cdot H_j \cdot (1 - H_j) \cdot I_i, \quad (4)$$

式中: I 为神经网络输入数据; i 代表输入的第 i 个神经元(共 a 个神经元); H 为神经网络训练隐藏层的输出数据; j 代表隐藏层的第 j 个神经元(共 b 个神经元); O 为神经网络训练输出层的输出数据; k 代表输出层的第 k 个神经元(共 c 个神经元); T 为目标输出数据; E 代表神经网络训练的输出与目标输出的均方误差; W_{ij} 代表输入层 i 和隐藏层 j 的权重; W_{jk} 代表隐藏层 j 和输出层 k 的权重; η 代表步长。

实验设定网络的输入为所选通道的卫星观测亮温,为了引入观测角度的信息,将每个样本的观测亮温都乘以卫星观测天顶角的余弦值,网络的目标输出为温度廓线的再分析数据。实验中设定 1 层的隐藏层用来连接输入层和输出层,隐藏层节点数 h 的表达式为^[22]

$$h = \sqrt{0.43nm + 0.12m^2 + 2.54n + 0.77m + 0.35} + 0.51, \quad (5)$$

其中 m 为输入层节点数, n 为输出层节点数, h 四舍五入取整数。

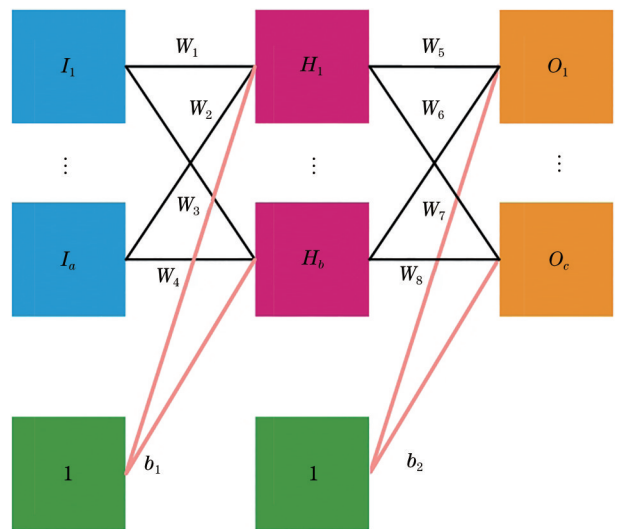


图 2 神经网络示意图

Fig. 2 Schematic diagram of neural networks

3 实验数据与实验流程

3.1 数据集介绍

FY-4A/GIIRS 由中国科学院上海技术物理研究所研制,可提供包括长波与中波共 1650 个光谱通道,均选用 32 pixel×4 pixel 的面阵探测器,通过长时间积分来提高探测灵敏度,可实现对大气红外辐射高分辨率连续光谱的覆盖^[23],其详细仪器性能参

数如表 1 所示。

本次实验主要使用 FY-4A/GIIRS 的 L1 级数据作为红外高光谱观测数据,再分析数据集使用 ECMWF 提供的 ERA5 数据集,ERA5 再分析数据作为反演温度廓线的参照标准,主要用于评估模型的训练和反演精度。所选数据区位主要为中国华南地区(东经 104.5°~117°,北纬 18°~26.5°),时间为 2020 年 2 月上旬。

表 1 FY-4A/GIIRS 的性能参数

Table 1 FY-4A/GIIRS instrument performance parameters

Parameter	Indicator
Spectral range /cm ⁻¹	700-1130(long wave); 1650-2250 (medium wave)
Spectral resolution /cm ⁻¹	0.625
Number of channels	689(long wave);961(medium wave)
Sensitivity /(mW·m ⁻² ·sr ⁻¹ ·cm)	0.5-1.12(long wave);0.1-0.14(medium wave)
Spatial resolution /km	16 (Nadir)
Time resolution /h	<1 (China regions) <1/2 (Meso-small scale)
Area of detection /(km×km)	5000×5000 (China regions) 1000×1000 (Meso-small scale)
Spectral calibration accuracy	10 ⁻⁵
Radiometric calibration accuracy /K	1.5

3.2 实验流程

本实验通过 RTTOV 辐射传输模式进行模拟实验,分别针对晴空和有云的情况计算每个通道的模拟亮温,根据两者亮温变化选择合适的反演通道。随后结合文献[24]中的阈值法进行云顶气压高度的求取,使用 FY-4A/GIIRS L1 级数据结合神经网络算法进行云上温度廓线反演,并使用 ERA5 再分析数据作为网络的目标输出,同时验证反演精度。

3.2.1 通道选择

根据上述分析,制定通道选择方案,所选通道的观测亮温作为温度反演模型的输入。图 3 为通道优选方案的流程图,选择区位为华南地区,数据时间为 2020 年 2 月 1 日至 2 月 3 日。首先从训练数据中随机挑选 400 组 ERA5 再分析数据,将其作为 RTTOV 辐射传输模式的输入,在晴空条件下得到 FY-4A/GIIRS 观测模拟亮温。然后在 RTTOV 中加入相关云参数(云污染),包括云的种类、云顶气压和有效云分数,模型输出有云条件下的模拟亮温,将该结果与晴空条件下的模拟亮温进行对比。随后统计在不同云参数下所有通道在有云和晴空条件下模拟亮温的均方根偏差,将每个通道的偏差按照从小到大的顺序进行排列,设定亮温差阈值为 1 K,偏差小于阈值的通道为在该云参数条件下适用

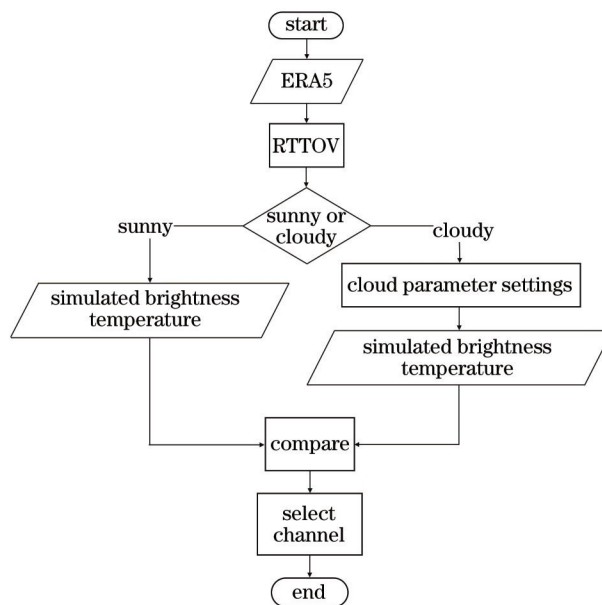


图 3 通道优选流程图

Fig. 3 Flow chart of channel optimization

于温度反演的通道。最后将 600 hPa 至 1000 hPa 的气压高度层划分成 13 层,根据不同云顶气压制定不同的光谱通道优选方案。

3.2.2 神经网络反演

神经网络反演方法通过使用大量卫星观测数据对网络结构进行优化,并最终实现对大气温度廓

线的反演,反演的速度和精度都比较理想。

图 4 为神经网络反演的流程图。首先对实验数据进行数据预处理,为了减少观测数据与再分析数据在时间维度以及空间维度不匹配对反演精度造成的影响,需要对 FY-4A/GIIRS 观测数据和 ERA5 再分析数据进行线性插值处理,分别得到时间维与空间维相匹配的数据对。同时为了降低由于通道频率响应函数的旁瓣效应对反演带来的误差,采用 Hamming 函数作为切趾函数,对 FY-4A/GIIRS 观测数据进行切趾处理^[25]。接着,进行云顶高度的计算并选择通道,引用文献[24]中的阈值法进行云顶气压高度的求取,结合 3.2.1 节提出的通道选择方

案,挑选合适的光谱通道用于云上温度廓线的反演。然后对数据集进行了划分。为了防止训练数据与测试数据具有较强的相关性,实验所选用的测试数据在时间上滞后于训练数据至少一天。根据设定的 13 种云顶气压高度,确定其通道选择方案,依次训练 13 个神经网络进行温度廓线的反演(训练模型见 2.3 节),将测试数据依据不同的云顶气压分别输入至对应的网络中进行温度廓线的反演。最后以再分析数据 ERA5 的温度廓线为标准,验证并分析温度廓线反演的精度。

4 分析与讨论

4.1 通道选择方案

本节使用的训练数据时间为 2020 年 2 月 1 日至 2020 年 2 月 3 日,在本次通道选择的模拟实验中,将有效云分数^[26]设置为 0.8,云顶气压设置在 600~1000 hPa 之间,云的种类只考虑积云与层云。以晴空的模拟亮温为参考基准,计算在添加不同云参数后各个光谱通道的模拟亮温,同时统计两者的 RMSE 以及均值误差(ME),并分析在添加不同云参数后各个光谱通道模拟亮温的变化。

如图 5 所示,将云顶气压设定在 975 hPa,通过统计有云和晴空条件下模拟亮温的 RMSE,观察所有受到层云与积云影响的通道并比较其污染程度。结果表明,云种类对受到云污染通道亮温变化的影响不大,但各个通道之间受云污染的影响差异比较明显,其中在 700~800 cm⁻¹和 2200 cm⁻¹波数附近影响较小,这些影响较小的通道主要集中在 CO₂ 吸收波段附近。由于 CO₂ 在大气中含量稳定且变化较小,因此这些通道适用于温度廓线的反演。

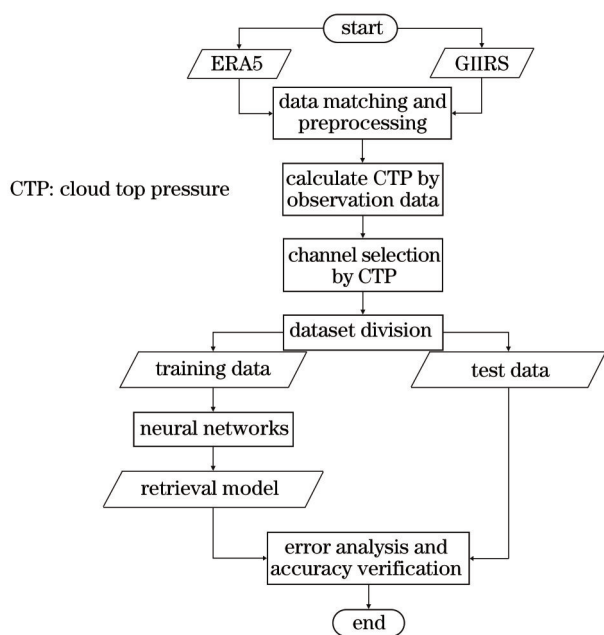


图 4 云上温度廓线反演流程图

Fig. 4 Flow chart of retrieval of temperature profiles on cloud

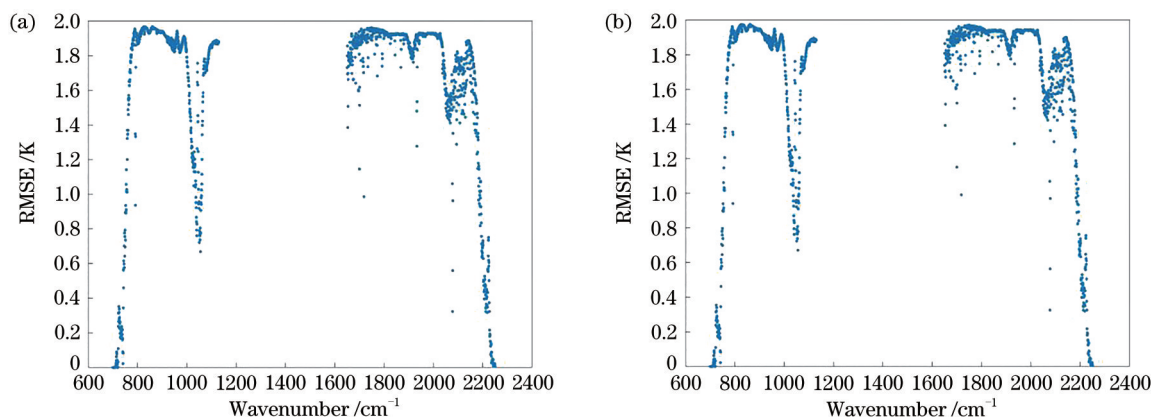


图 5 975 hPa 添加层云和积云污染前后的模拟亮温均方根误差。(a)层云;(b)积云

Fig. 5 Root mean square error of simulated brightness temperature before and after adding stratus and cumulus pollution at 975 hPa. (a) Stratus; (b) cumulus

基于上述分析,控制有效云分数和云种类等参数不变,只改变云顶气压,比较不同气压层下各个通道受云污染的影响程度,与晴空模拟实验进行对比,统计各个通道模拟亮温的 ME 和 RMSE,如

图 6 所示。根据层云和积云在不同云顶气压下的对比实验结果,发现云顶气压值越小,即云的高度越高,其 RMSE 越大,光谱通道受云污染的影响越严重。

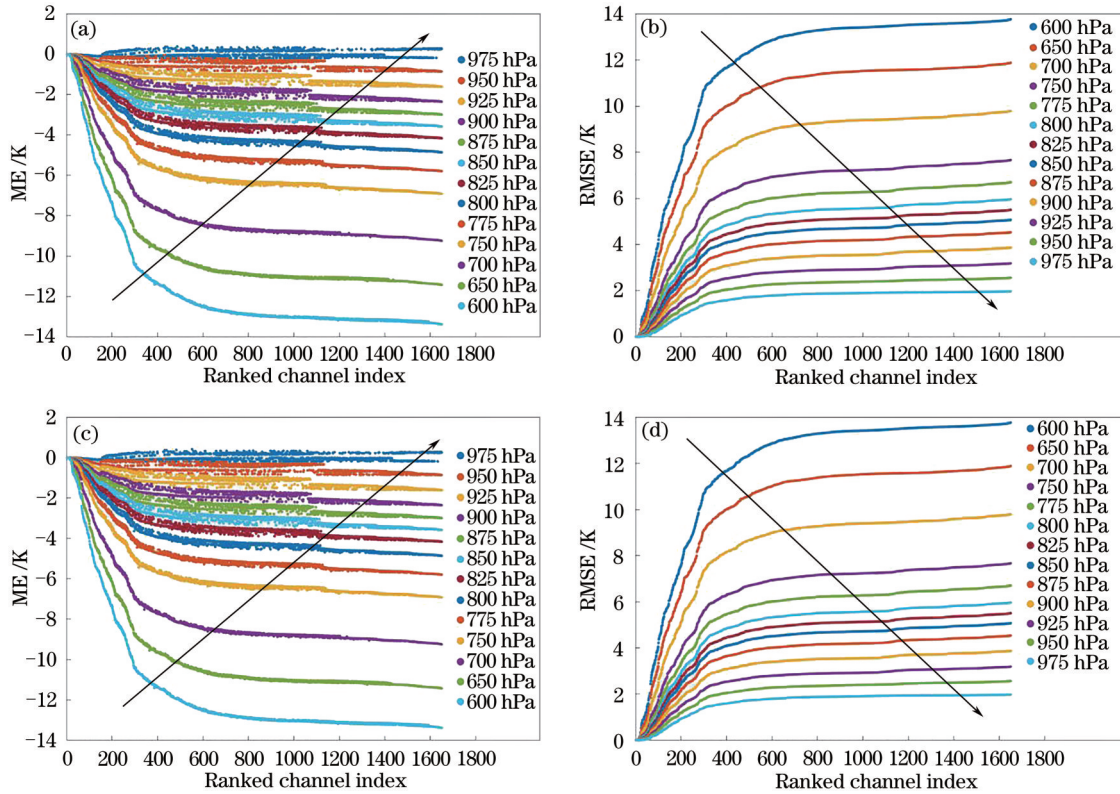


图 6 加入不同云顶气压的云污染通道模拟亮温的变化。(a)层云 ME;(b)层云 RMSE;(c)积云 ME;(d)积云 RMSE
 Fig. 6 Channel simulation brightness temperature changes after adding cloud pollution with different cloud top pressures.
 (a) Stratus ME; (b) stratus RMSE; (c) cumulus ME; (d) cumulus RMSE

针对不同的云顶气压,提出不同的温度廓线反演通道优选方案,选择条件为添加相关云参数(云污染),统计得到的通道模拟亮温变化的 RMSE 需小于固定阈值 1 K,最终选择的通道需要同时满足积云和层云的选择条件。图 7 为不同云顶气压条件

下选择的通道,其中横轴为所选通道的波数,纵轴为云顶气压,可以看出云顶气压越高,即高度越低,可用于反演温度廓线的通道越多,且所选通道大部分集中在 CO₂ 波段。

4.2 神经网络反演精度验证与评估

将 ERA5 再分析资料中的温度廓线设为理想的真值数据,同时将其作为训练集的目标输出与测试集温度廓线反演误差的评估标准。本次实验中使用 BP 神经网络方法进行云上温度廓线的反演实验,使用大量样本数据进行神经网络输出(反演结果)和目标输出(再分析数据)RMSE 的计算,其中 RMSE 越小代表反演的精度越高,训练数据的时间是 2020 年 2 月 1 日至 2020 年 2 月 3 日,测试数据的时间是 2020 年 2 月 4 日至 2020 年 2 月 10 日。如图 8(a)~图 8(c)和图 8(d)~图 8(f)分别表示训练集和测试集的误差大小,图中横轴代表 RMSE,纵轴代表温度廓线的气压,不同颜色的线条代表在不同

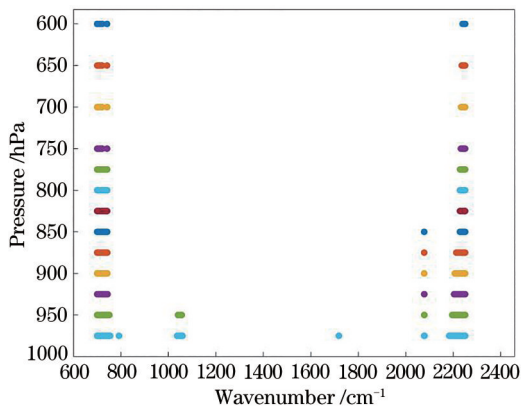


图 7 通道优选方案
 Fig. 7 Channel optimization

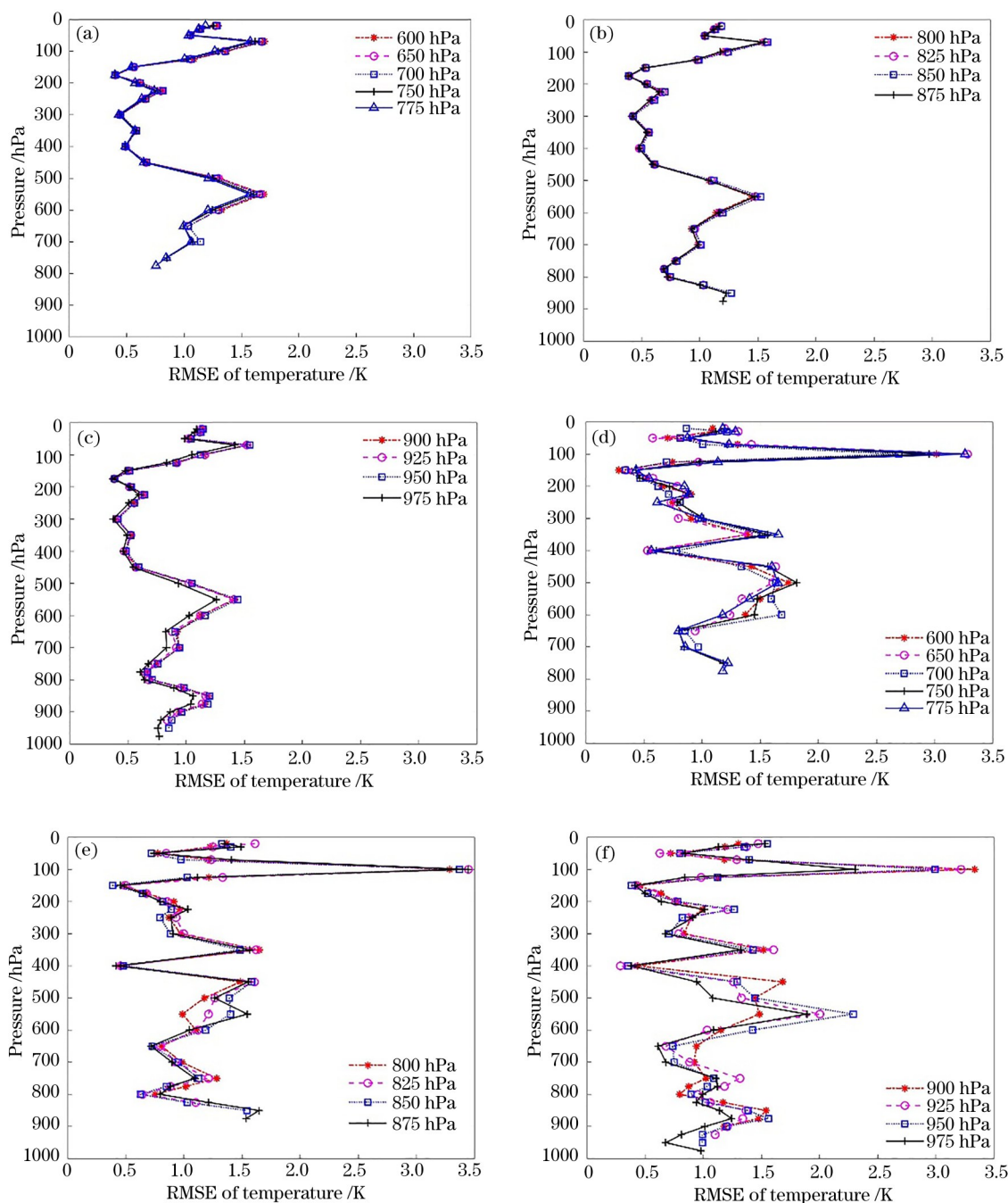


图 8 BP神经网络方法反演精度的验证。(a)(b)(c)训练数据反演精度；(d)(e)(f)测试数据反演精度

Fig. 8 Verification of retrieval accuracy of BP neural network method. (a) (b) (c) Retrieval accuracy of training data; (d) (e) (f) retrieval accuracy of test data

云顶高度的云上温度反演实验,实验统计了云顶以上的廓线误差,本研究使用气压值(如图例所示)表示云顶高度。

依据统计的实验结果发现,训练集反演的温度廓线 RMSE 在 100~975 hPa 之间小于 1.8 K,整体平均值在 1 K 以内。测试集反演的温度廓线 RMSE 在 150~975 hPa 之间(除云顶气压 950 hPa,温度廓线对应气压 550 hPa 处)小于 2 K,整体平均值在

1.5 K 之内。测试集和训练集的反演精度在大部分气压层上比较接近,反演精度效果较为理想,但存在三部分气压层的温度反演精度较低。由于 10 hPa 到高空之间大气稀薄,气体吸收较弱,训练集和测试集在 10 hPa 处的反演效果都不理想。此外 50~150 hPa 和 550 hPa 两处的测试集反演精度偏低,其主要原因可参考图 1,由于这两部分气压高度层所对应的通道权重函数曲线较为稀疏,符合条件(受

云污染影响较小)的通道对这两部分气压高度层的响应较小,故温度廓线反演的RMSE偏高。

5 结 论

基于国际上第一台静止轨道的FY-4A/GIIRS探测数据,利用RTTOV辐射传输模型,统计晴空和有云的情况下不同光谱通道的模拟亮温变化,分析并选择了在多种有云情况下适用于温度反演的优选通道,制定温度廓线反演的通道优选方案。经过实验分析可得,最终所选的GIIRS温度反演通道主要集中在CO₂波段,云顶气压越高,选择的通道就越多。同时基于BP神经网络的方法实现了云上温度廓线的反演,测试集的反演均方根误差整体平均在1.5 K以内,大部分气压高度层的均方根误差小于2 K。

在本次研究中存在个别气压高度层云上温度廓线反演精度较低的情况,在后续的研究工作中还需要针对特殊的气压高度层改进其反演算法。

参 考 文 献

- [1] Guo L L, Zhao Q C, Yang Y, et al. Method for suppression of impulse noise in spaceborne Fourier transform infrared spectrometer[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(8): 0830003.
郭玲玲, 赵其昌, 杨勇, 等. 星载傅里叶变换红外光谱仪的脉冲噪声抑制方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(8): 0830003.
- [2] Guo L L, Zhao Q C, Yang Y, et al. A nonlinearity correction method for the response produced by the infrared detectors of the Fourier transform spectrometers[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(5): 0530002.
郭玲玲, 赵其昌, 杨勇, 等. 傅里叶变换光谱仪的红外探测器非线性校正[J]. *光学学报*, 2020, 40(5): 0530002.
- [3] Liu C, Shi H L, Li Z W, et al. Detection and correction of fringe count error in spaceborne infrared hyperspectral Fourier transform spectrometer[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(16): 1630002.
刘畅, 施海亮, 李志伟, 等. 星载红外高光谱傅里叶变换光谱仪条纹计数错误的检测及校正[J]. *光学学报*, 2020, 40(16): 1630002.
- [4] Guan Y H, Ren J, Bao Y S, et al. Research of the infrared high spectral (IASI) satellite remote sensing atmospheric temperature and humidity profiles based on the one-dimensional variational algorithm[J]. *Transactions of Atmospheric Sciences*, 2019, 42(4): 602-611.
官元红, 任杰, 鲍艳松, 等. 基于一维变分算法的红外高光谱(IASI)卫星遥感大气温湿廓线研究[J]. *大气科学学报*, 2019, 42(4): 602-611.
- [5] McNally A P, Watts P D. A cloud detection algorithm for high-spectral-resolution infrared sounders [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2003, 129(595): 3411-3423.
- [6] Li J, Liu C Y, Huang H L, et al. Optimal cloud-clearing for AIRS radiances using MODIS[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(6): 1266-1278.
- [7] Feng X, Li L B, Chen B Y, et al. Post-launch calibration and validation of the Geostationary Interferometric Infrared Sounder(GIIRS) on FY-4A [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2019, 38(5): 648-654.
冯绚, 李利兵, 陈博洋, 等. 风云四号A星干涉式大气垂直探测仪在轨定标及性能评价[J]. *红外与毫米波学报*, 2019, 38(5): 648-654.
- [8] Luo S, Di D, Cui L L, et al. Study on FY-4A/GIIRS infrared spectrum detection capability based on information content[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2019, 38(6): 765-776.
罗双, 狄迪, 崔林丽. 基于信息容量的FY-4A/GIIRS红外光谱探测能力研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2019, 38(6): 765-776.
- [9] Smith W L, Woolf H M. The use of eigenvectors of statistical covariance matrices for interpreting satellite sounding radiometer observations[J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1976, 33(7): 1127-1140.
- [10] Zhang K. New methods in retrieving atmospheric temperature and moisture profiles from satellite observations[D]. Beijing: Chinese Academy of Meteorological Sciences, 2016.
张堃. 卫星资料反演大气温湿度廓线的新方法研究[D]. 北京: 中国气象科学研究院, 2016.
- [11] Ma P F, Chen L F, Tao J H, et al. Simulation of atmospheric temperature and moisture profiles retrieval from CrIS observations[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(7): 1894-1897.
马鹏飞, 陈良富, 陶金花, 等. 利用红外高光谱资料CrIS反演大气温湿廓线的模拟研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(7): 1894-1897.
- [12] Zhou A M. Atmospheric temperature and humidity profiles retrieval from hyperspectral infrared

- simulation data based on FY-4[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2017.
- 周爱明. 基于风云四号高光谱红外模拟资料反演大气温湿廓线试验研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2017.
- [13] Duncan D I, Kummerow C D. A 1DVAR retrieval applied to GMI: algorithm description, validation, and sensitivities[J]. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 2016, 121(12): 7415-7429.
- [14] Cristianini N, Taylor J S. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.
- [15] Cai X, Bao Y S, Petropoulos G P, et al. Temperature and humidity profile retrieval from FY4-GIIRS hyperspectral data using artificial neural networks[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(11): 1872.
- [16] Liu Y, Guan L. Study on the inversion of clear sky atmospheric humidity profiles with artificial neural network[J]. *Meteorological Monthly*, 2011, 37(3): 318-324.
- 刘畅, 官莉. 人工神经网络法反演晴空大气湿度廓线的研究[J]. *气象*, 2011, 37(3): 318-324.
- [17] Jiang G M, Jin Y Q. Retrieving global atmospheric temperature and humidity profiles from Fengyun-3 MWTS and MWS data[C]//National Symposium on Radio Wave Propagation, September 13, 2013, Qingdao, Shandong, China. Beijing: Chinese Institute of Electronics, 2013: 139-142.
- 蒋耿明, 金亚秋. 风云三号 MWTS 和 MWS 数据反演全球大气温度和湿度廓线[C]//全国电波传播学术讨论会: 第十二届全国电波传播学术讨论会论文集. 北京: 中国电子学会, 2013: 139-142.
- [18] Zhu W G, Li G, Zhang H, et al. Study on application technique of cloud detection and clear channels hyperspectral atmospheric infrared detector AIRS data[J]. *Meteorological Monthly*, 2013, 39(5): 633-644.
- 朱文刚, 李刚, 张华, 等. 高光谱大气红外探测器 AIRS 资料云检测及晴空通道应用技术初步研究[J]. *气象*, 2013, 39(5): 633-644.
- [19] Guan L, Huang H L, Wang Z H, et al. Simulation of atmospheric profile retrieval from hyperspectral infrared data under cloudy condition[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(6): 987-992.
- 官莉, Huang Hung-lung, 王振会, 等. 红外高光谱资料反演有云时大气温湿廓线的模拟研究[J]. *遥感学报*, 2008, 12(6): 987-992.
- [20] Liu H. Research on infrared hyper-spectral clear channel detection used in variational assimilation method[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2014.
- 刘航. 红外高光谱晴空通道云检测在变分同化中的应用研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2014.
- [21] Chen J, Li G, Zhang H, et al. Application of cloud detection to assimilation of AIRS radiance data[J]. *Meteorological Monthly*, 2011, 37(5): 555-563.
- 陈靖, 李刚, 张华, 等. 云检测在高光谱大气红外探测器辐射率直接同化中的应用[J]. *气象*, 2011, 37(5): 555-563.
- [22] Gao D Q. On structures of supervised linear basis function feedforward three-layered neural networks[J]. *Chinese Journal of Computers*, 1998, 21(1): 80-86.
- 高大启. 有教师的线性基本函数前向三层神经网络结构研究[J]. *计算机学报*, 1998, 21(1): 80-86.
- [23] Chen B Y, Wu Q, Feng X, et al. On-orbit test to FY-4A AGRI and generating RBG image[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2018, 37(4): 411-415.
- 陈博洋, 吴琼, 冯绚, 等. FY-4A 多通道扫描辐射成像仪评价与图像合成[J]. *红外与毫米波学报*, 2018, 37(4): 411-415.
- [24] Guo Q, Wen R, Wang X, et al. Cloud detection technique research for Geosynchronous Interferometric Infrared Sounder (GIIRS) on FY-4A platform[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2020, 39(6): 760-766.
- 郭强, 文锐, 王新, 等. FY-4A 干涉式大气垂直探测仪(GIIRS)资料云检测技术研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2020, 39(6): 760-766.
- [25] Yang T H, Hu X Q, Xu H L, et al. Radiation calibration accuracy assessment of FY-3D hyperspectral infrared atmospheric sounder based on inter-comparison[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 1130003.
- 杨天杭, 胡秀清, 徐寒列, 等. 基于交叉比对的风云三号 D 星红外高光谱大气探测仪辐射定标性能评估[J]. *光学学报*, 2019, 39(11): 1130003.
- [26] Hocking J, Rayer P, Rundle D, et al. RTTOV v12 users guide[EB/OL]. (2019-05-03) [2020-12-21]. https://nwp-saf.eumetsat.int/site/download/documentation/rtm/docs_rttov12/users_guide_rttov12_v1.3.pdf.