

文章编号: 1672-8785(2016)04-0011-07

## 利用 IASI 资料反演平流层大气温度

吴 晓<sup>1,2</sup> 姚志刚<sup>2\*</sup> 韩志刚<sup>2</sup> 赵增亮<sup>2</sup>

(1. 解放军理工大学气象海洋学院, 江苏南京 211101;

2. 北京应用气象研究所, 北京 100029)

**摘要:** 红外大气探测干涉分光仪 (Infrared Atmospheric Sounding Interferometer, IASI) 能够获取平流层的大气温度廓线, 而且由其提取的大气温度扰动信息可用于平流层的重力波特征分析。基于神经网络方法, 利用典型大气廓线库和大气辐射传输模式建立了由 IASI 反演 25~60 km 高度范围内的平流层大气温度廓线的算式, 并结合再分析资料对反演结果进行了检验。模拟试验结果表明, 平流层大气温度反演的偏差主要在 0 K 附近且不超过 1 K, 均方根误差处在 2~6 K 之间, 且 50~5 hPa 之间的均方根误差在 3 K 以内。对比验证结果表明, 本文的平流层大气温度反演与欧洲中期天气预报中心 (European Centre for Medium-range Weather Forecasts, ECMWF) 的再分析资料在总体上具有可比性, 而且反演速度更快, 覆盖的区域更完整。

**关键词:** 平流层; 温度反演; IASI

中图分类号: P401; P405; P407 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.1672-8785.2016.04.003

## Retrieval of Stratospheric Temperatures from Radiance Measurements by Infrared Atmospheric Sounding Interferometer

WU Xiao<sup>1,2</sup>, YAO Zhi-gang<sup>2\*</sup>, HAN Zhi-gang<sup>2</sup>, ZHAO Zeng-liang<sup>2</sup>

(1. Institute of Meteorology and Ocean, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China; 2. Beijing Institute of Applied Meteorology, Beijing 100029, China)

**Abstract:** Infrared Atmospheric Sounding Interferometer (IASI) can be used to acquire stratospheric temperature profiles and analyze stratospheric gravity waves. On the basis of the neural network, a formula for IASI to retrieve the stratospheric temperature profiles in the altitude range from 25 km to 60 km is established by using the typical atmospheric profile database and the atmospheric radiation transfer mode. The retrieval results are verified according to the reanalysis results. The simulation test results show that the retrieval deviations of stratospheric temperatures are mainly close to 0 K and are not greater than 1 K. The root mean square error is between 2 K and 6 K and the root mean square error in the range from 50 hPa to 5 hPa is within 3 K. The comparison results show that the retrieval of temperature profiles from IASI\_SFOV is comparable to the reanalysis data from ECMWF on the whole. The retrieval is faster and has a more complete coverage area.

---

收稿日期: 2016-03-18

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41575031); 部级重点课题 (QX2015040311A12005); 中国博士后基金项目 (2015M580124); 气象行业专项项目 (GYHY201406011)

作者简介: 吴晓 (1989-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为中高层大气重力波的数值模拟与卫星验证。

\* 通讯作者: 姚志刚, 男, 博士, 主要研究方向为卫星大气遥感与平流层重力波特征分析。E-mail: yzg-biam@163.com

**Key words:** stratosphere; temperature retrieval; IASI

## 0 引言

平流层的大气温度对于数值天气预报以及全球气候变化研究具有十分重要的意义。尤其是随着人类活动空间逐步扩展至平流层，平流层环境及其扰动特征分析研究受到了越来越多的关注<sup>[1]</sup>。由于具有全球覆盖以及高水平分辨率和高时间分辨率等优点，卫星资料在平流层温度及其扰动分析中的应用具有独特优势<sup>[2]</sup>。尽管姚志刚等人<sup>[3]</sup>和洪军等人<sup>[4]</sup>已利用星载高光谱红外仪器——大气红外探测仪 (Atmospheric Infrared Sounder, AIRS) 获得的亮温数据分析了东亚地区夏季的平流层重力波特征，但是基于观测亮温的分析方法很难较准确地得到平流层波动的三维结构信息。欧洲 Metop 系列卫星上搭载的 IASI (见图 1) 能够提供高光谱分辨率和高空间分辨率的观测数据<sup>[5]</sup>，可用于反演平流层的大气温度及其扰动信息。但在当前的 IASI 大气温度业务反演中，为了免受对流层中云的影响，所得到的产品很难用于分析平流层的小尺

度扰动信息。此外，尽管物理反演算法也可通过卫星观测得到大气及云环境参数信息<sup>[6-7]</sup>，但其反演效率相对较低。

为了高效、准确地从原分辨率的 IASI 数据中提取出平流层的大气温度信息，本文根据大气辐射传输模式以及 ECMWF 的全球典型大气廓线数据集，建立了基于神经网络的平流层大气温度反演算式，并将反演结果与 ECMWF 的再分析资料所给出的平流层温度廓线进行了对比验证。

## 1 所用数据

2006 年 10 月发射的 Metop-A 卫星上搭载了首个 IASI 载荷——IASI-A<sup>[6]</sup>。2012 年，装载 IASI-B 载荷的 Metop-B 卫星也顺利升空。Metop 卫星的轨道高度约为 817 km，轨道运行周期约为 100 min，每天绕地球运行 14.4 周。作为一台基于迈克尔逊干涉仪且附有一个成像系统的傅里叶变换光谱仪，IASI 能够获得全球大气温湿廓线的高精度高光谱分辨率资料。IASI 可在 3.62 ~

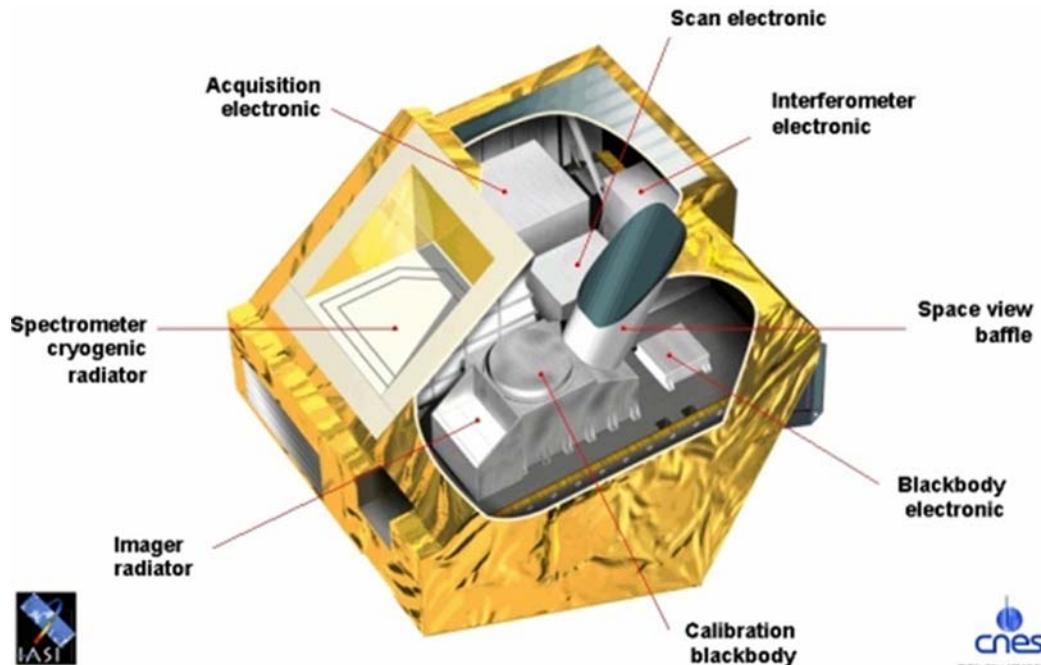


图 1 IASI 仪器的示意图 (引自 EUMETSAT)

15.5  $\mu\text{m}$  红外光谱范围内进行连续观测, 共有 8641 个通道, 其中每个通道的光谱分辨率相等 ( $0.25 \text{ cm}^{-1}$ ) ; 辐射分辨率为  $0.1 \sim 0.5 \text{ K}$ , 星下点的水平空间分辨率为  $12 \text{ km}$ 。Metop 卫星的刈幅为  $2100 \text{ km}$ , 最大扫描角约为  $\pm 50^\circ$ 。

本文选用 ECMWF 的模拟廓线数据库作为训练样本库。该数据库共有 5000 条廓线, 将大气分为 91 层。廓线库包含温度、水汽、臭氧以及地面高度等信息, 且廓线库资料的全球样本分布比较均匀, 海面和陆面资料均具有较好的全球代表性。在进行正演计算时, 需要先将廓线在高度上插值到模式的 101 层大气分层上。在对反演结果进行检验时, 所用资料主要来源于 ECMWF 提供的 ERA-interim 再分析资料。

## 2 理论基础

大气辐射传输模式可由大气状态廓线计算得到仪器观测值, 并广泛应用于探测仪器的性能分析、大气参数反演与卫星观测同化等方面。本文选择 RTTOV 辐射传输模式 (Radiative Transfer for (A)TOVS) 作为正演亮温计算模型。该模式是 ECMWF 为了在数值预报模式中实时同化卫星资料, 从 20 世纪 80 年代开始经过多年发展所建立的一种快速辐射传输模式<sup>[8]</sup>。

图 2 为 IASI 仪器在中纬度标准大气状态下经星下点观测的  $15 \mu\text{m}$  通道和  $4 \mu\text{m}$  通道的权重函数分布图。可以看出,  $15 \mu\text{m}$  通道的  $\text{CO}_2$  吸收

带的权重函数在  $667 \sim 670 \text{ cm}^{-1}$  波数范围内的峰值位于  $17 \sim 42 \text{ km}$  之间, 半峰值谱宽约为  $9 \sim 19 \text{ km}$ ; 而在  $4 \mu\text{m}$  通道的  $\text{CO}_2$  吸收带, 权重函数的峰值位于  $20 \sim 40 \text{ km}$  之间, 半峰值谱宽约为  $19 \sim 28 \text{ km}$ 。温度权重函数依赖于特定的  $\text{CO}_2$  吸收谱线的强弱。由于 IASI 仪器具有超高的光谱分辨率, 可根据不同通道的权重函数之间的差异来获得较为精细的温度廓线的垂直结构。

## 3 平流层温度的反演

### 3.1 通道选择

为了能够充分且高效地利用 IASI 高光谱资料, 在对平流层温度进行反演之前, 应对反演所用通道进行选择优化。参考 Hoffmann L 等人<sup>[9]</sup> 的方案, 我们先列出了  $15 \mu\text{m}$  和  $4 \mu\text{m}$  波段 ( $648.75 \sim 687.25 \text{ cm}^{-1}$  和  $2295.00 \sim 2422.85 \text{ cm}^{-1}$ ) 包含的所有平流层温度通道, 然后剔除了那些无法探测或者探测值有问题的通道, 并剔除了那些受对流云辐射影响显著的通道。

从上节讨论的权重函数分布情况中能够识别出受对流云辐射影响较为显著的通道。为了剔除受对流云辐射影响的通道, 需要设定最大对流层顶的高度以及权重函数的对流层贡献比阈值。图 3 所示为在不同的对流层顶高度下权重函数的对流层贡献比。根据卫星观测结果<sup>[10]</sup> 并参照 Hoffmann L 等人<sup>[9]</sup> 的方案, 我们将对流

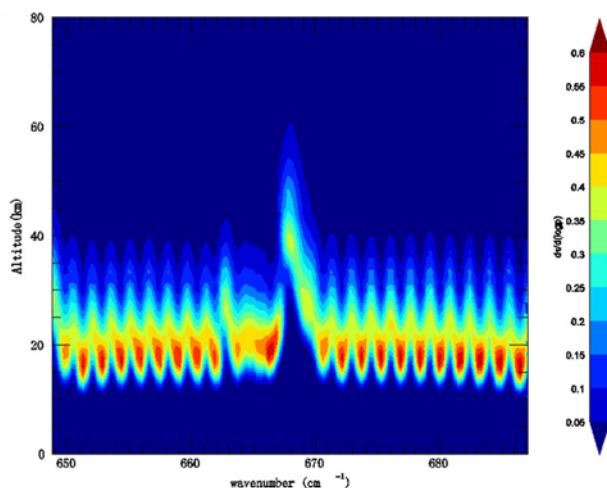
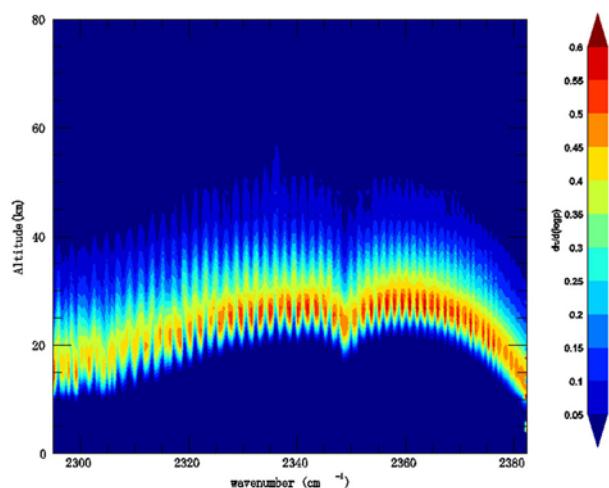


图 2 IASI 的平流层温度探测通道的权重函数分布图: (a)  $15 \mu\text{m}$  通道; (b)  $4 \mu\text{m}$  通道

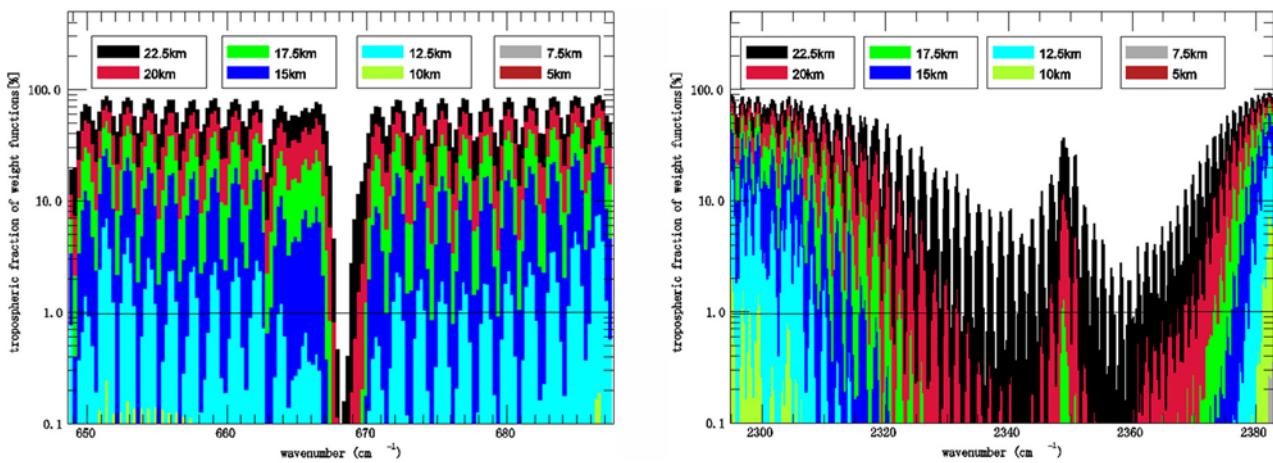


图 3 在中纬度标准大气状态下， $15\text{ }\mu\text{m}$  和  $4\text{ }\mu\text{m}$  通道的权重函数在不同对流层顶情况下的对流层贡献比

层顶最大高度设置在  $17.5\text{ km}$ ，并将权重函数的对流层贡献比阈值设为  $1\%$ ，以确保对流层云辐射的影响与噪声相比可以忽略不计。

### 3.2 数值模拟试验

在本文中，由 IASI 辐亮度资料反演平流层大气温度所用的主要方法是 BP 神经网络反演算法<sup>[11]</sup>。与物理迭代反演算法相比，BP 神经网络反演方法在处理非线性问题时并不需要考虑背景以及亮温观测的误差协方差矩阵，且计算速度快。Cabrera C R 等人<sup>[12]</sup>和 Yao Z G 等人<sup>[13]</sup>的研究成果表明，基于神经网络反演大气参数廓线的结果与采用传统物理迭代反演算法的结果相当，但前者的反演速度更快。

将廓线库中的 4000 条廓线用来训练神经网络，然后基于剩余的 1000 条独立廓线，利用 RTTOV 模式模拟出 IASI 的观测值，并将其代入训练好的网络中，得到 101 层上的温度值。据此可给出基于神经网络反演结果得到的偏差及均方根误差(见图 4)。由图 4 可知，在本文所反演的高度上，温度的偏差均值始终在  $0\text{ K}$  附近且不超过  $1\text{ K}$ ，均方根误差处在  $2\sim 6\text{ K}$  之间。在  $50\sim 0.2\text{ hPa}$  高度区间内，反演结果的均方根误差小于  $5\text{ K}$ 。特别是在  $50\sim 5\text{ hPa}$  之间，均方根误差小于  $3\text{ K}$ 。这主要是由于所用探测通道的权重函数在此高度范围内相对比较密集，而且这一区间也主要对应于平流层，温度变化趋势比较一致。而在  $0.2\text{ hPa}$  以上，反演结果的偏差相对较大，这主要与本文选取的 IASI 通道的权重函数

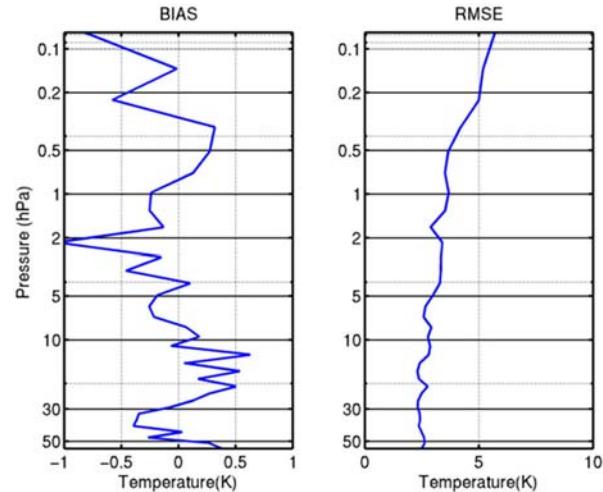


图 4 神经网络反演温度的偏差及均方根误差

所包含这一高度范围内的信息量相对较少有关。

### 3.3 结果检验

图 5 所示为 2015 年 6 月 10 日 00 时 IASI 反演的平流层温度廓线以及由 ERA 再分析资料给出的温度廓线在  $20\sim 60\text{ km}$  高度上的温度偏差、标准差和均方根误差。由图 5 可见，在  $25\sim 35\text{ km}$  高度内，IASI 反演的温度廓线与 ERA 再分析资料给出的温度廓线之间保持了较高的一致性，温度偏差在  $3\text{ K}$  以内，标准差在  $2\text{ K}$  以内，均方根误差不超过  $3\text{ K}$ ，反演效果在此高度范围内最好。在  $35\text{ km}$  以上高度，特别是在  $40\text{ km}$  以上高度，温度偏差、标准差和均方根误差都明显变大。这主要是由于本文所选取的通道在此段高度上所包含的信息量相对较少。其次， $40\text{ km}$

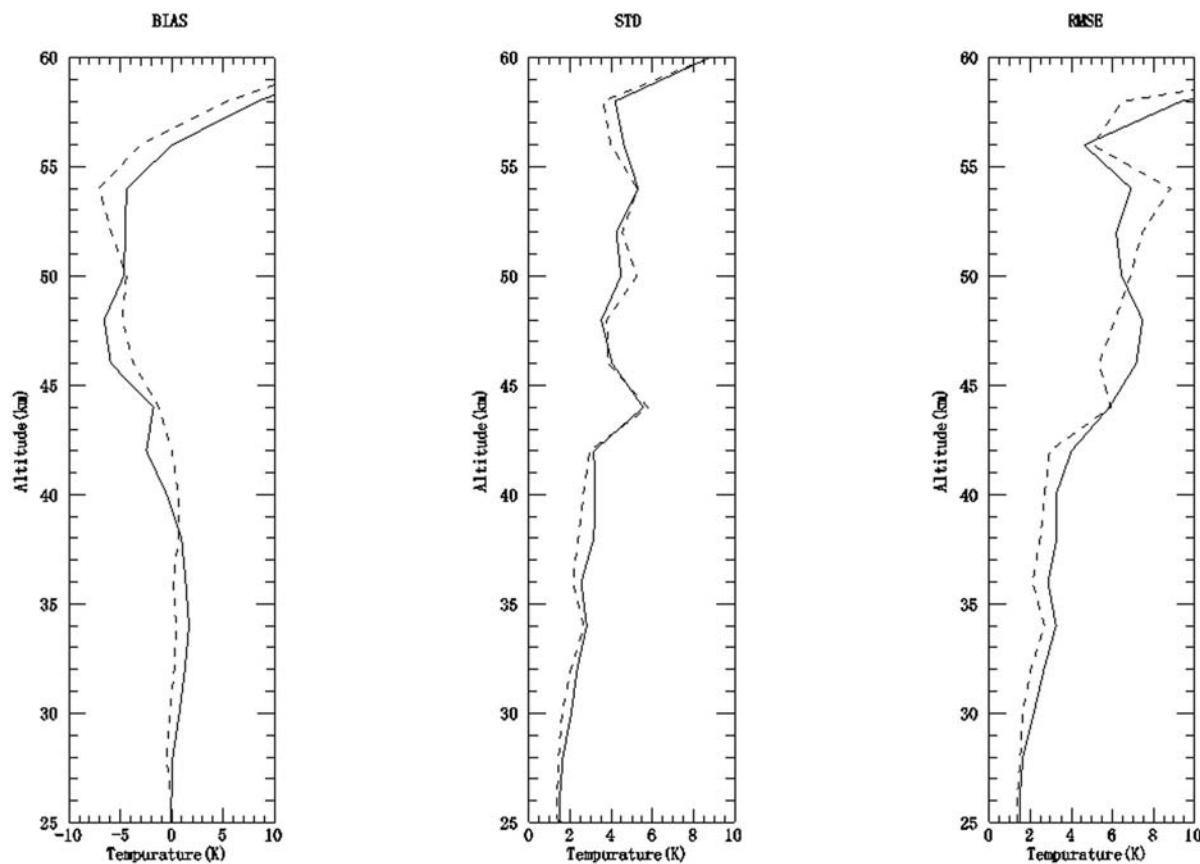


图 5 2015 年 6 月 10 日 00 时 (UTC) IASI 反演的平流层温度廓线以及由 ERA 再分析资料给出的温度廓线在 25 ~ 60 km 高度上的温度偏差 (左)、标准差 (中) 和均方根误差 (右)。其中, 实线表示利用神经网络反演的 IASI 的平流层温度廓线与 ERA 再分析温度场资料的温度偏差、标准差和均方根误差, 虚线表示 IASI 的 L2 级温度廓线产品与 ERA 再分析温度场资料的温度偏差、标准差和均方根误差

以上高度的温度信息主要包含在  $4.3 \mu\text{m}$  波段的通道内, 而且这些通道的仪器噪声也相对较大。我们将来可以对反演通道进行进一步的选择和优化。总体上来说, 以上反演结果与 Hoffmann L 等人<sup>[9]</sup> 基于物理迭代反演算法由 AIRS 得到的平流层大气温度廓线精度相当。

为了进一步说明反演结果的合理性, 图 5 也给出了 ECMWF 发布的 IASI 的 L2 业务产品度的相对对比结果。需要说明的是, 图 5 中的结果均针对 IASI 的晴空区域。通过对两种结果可以看出, 得到的偏差、标准偏差和均方根差在垂直高度上的变化趋势和在量值上具有较好的可比性, 说明本文的反演结果具有合理性。此外, 总体上来看, IASI 的 L2 业务产品略优于本文的反演结果。一个可能的原因是, 业务反演算式中所采用的初值及其误差协方差矩阵是根据不同

的纬度和季节进行分析和设置的。另一个原因是, 由于 IASI 业务算法中考虑了更多的通道, 在晴空条件下可以获得更多信息。因此, 在未来的研究中, 一方面可以进一步改进本文的反演方案, 并针对不同的纬度和季节等建立反演算式, 以减小反演结果的偏差; 另一方面, 可以针对晴空区域, 采用更多的探测通道来改进晴空区域的反演结果, 而对于在有云条件下如何利用其他探测通道也需要进行深入研究。

图 6 所示为本文利用神经网络反演的 2015 年 6 月 10 日 00:38 (UTC) IASI 在 40 km 高度上获得的温度以及同一时次 IASI 的 L2 级产品所提供的 40 km 高度上的温度。可以看出, 两幅图像中的温度分布相似, 但在 IASI 的 L2 级产品所提供的 40 km 高度上, 由于对流层中有云存在, 整层大气廓线没有数据。而由于选取对流贡献比小

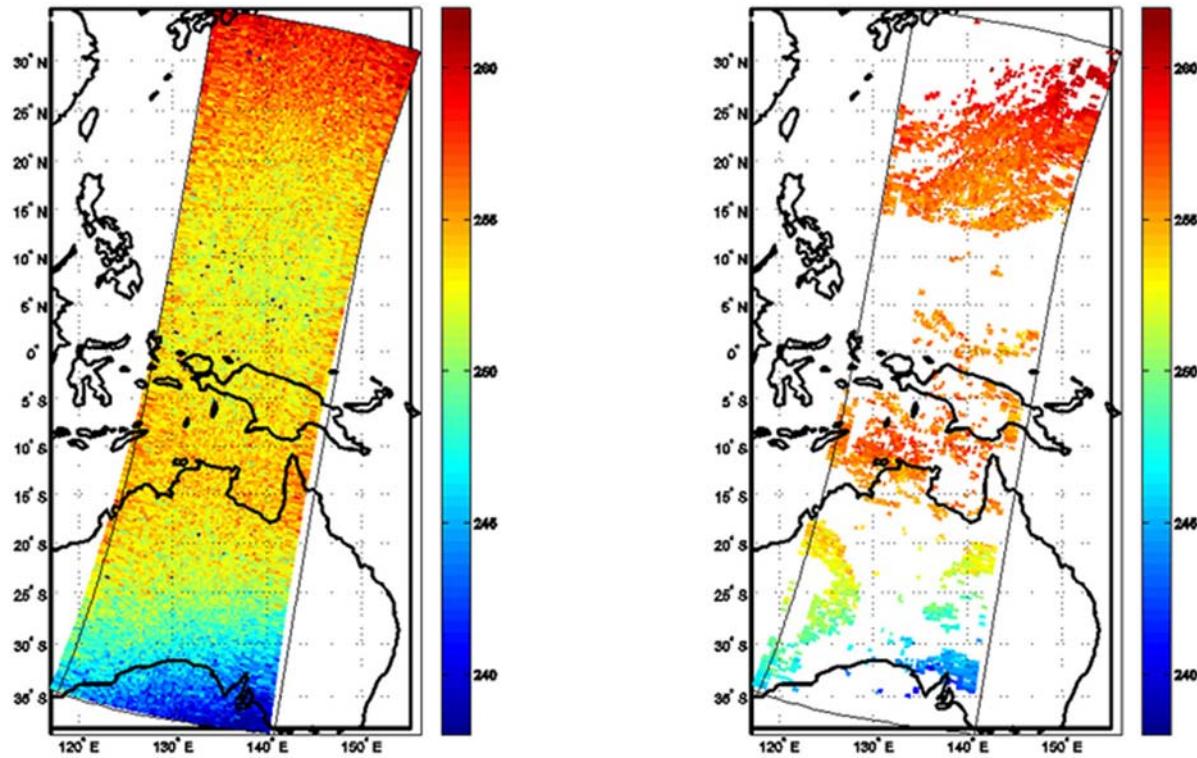


图6 利用神经网络反演的2015年6月10日00:38(UTC)IASI在40 km高度上获得的温度(左)以及同一时次IASI的L2级产品所提供的40 km高度上的温度分布(右)

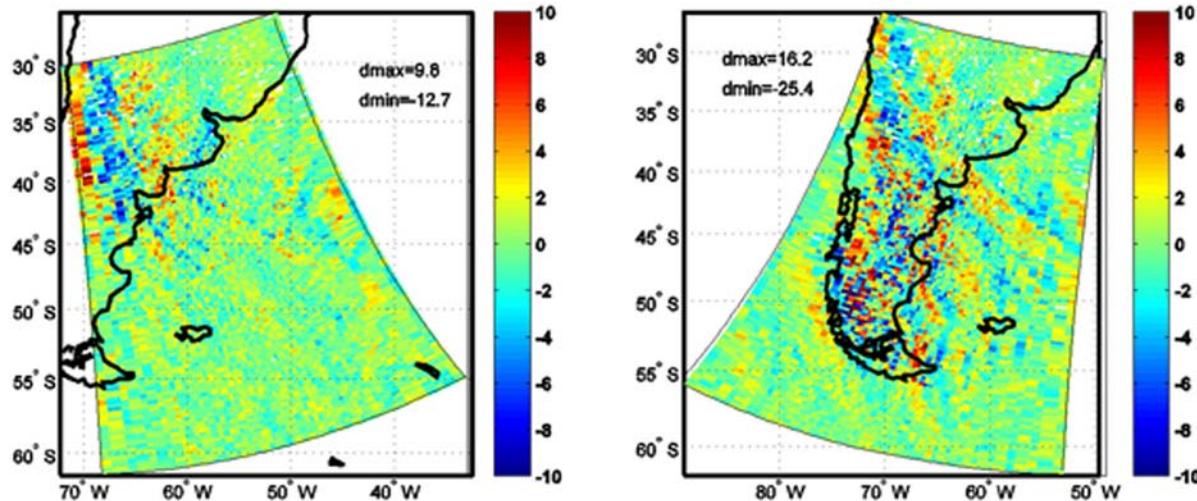


图7 2015年6月10日IASI资料反演的安第斯山脉附近40 km高度上的平流层温度扰动

于1%的通道进行反演，本文利用神经网络反演的温度基本上不受对流层云的影响，从而能够获得全像素的平流层大气温度。总之，本文建立的算式能够得到与业务产品晴空区域可比的探测精度，并且能够以更高的效率提供全像素的平流层大气廓线结果。这一结果将有助于进一步分析平流层大气温度的三维扰动信息。

### 3.4 初步应用

温度场发生扰动是平流层重力波活动的主要特征。利用IASI资料反演的温度廓线结果可以获得平流层大气的波动特征。图7所示为2015年6月10日安第斯山脉附近及大西洋洋面上重力波事件发生时，在40 km高度上的IASI资料反演的水平温度扰动场。可以看出，在沿安第斯山

脉附近的 40 km 高度上存在较强的温度扰动, 其强度可达十几度。在 IASI 的前后两次观测中均可看到该扰动, 且扰动的形态位置会发生变化。结合地形和背景环流场推测, 该扰动可能是由气流过山引发的平流层重力波。综上所述, 由 IASI 资料反演的平流层温度扰动可以获得平流层重力波的位置、形态和强度等信息, 这对于平流层重力波的观测、分析及应用具有重要意义。

#### 4 结束语

由 IASI 红外探测资料能够得到比较精细的大气温度结构。基于 IASI 资料, 本文采用神经网络方法反演了平流层的大气温度, 并将反演结果与再分析资料进行了比较。主要结论如下:

(1) 基于神经网络反演的模拟试验表明, 平流层大气温度反演的偏差主要在 0 K 附近且不超过 1 K, 均方根误差处在 2~6 K 之间, 且 50~5 hPa 之间的均方根误差在 3 K 以内。

(2) IASI 平流层温度反演结果与再分析资料的初步对比表明, 反演试验对于下平流层的反演效果较好, 而且总体上的反演精度与其他文献资料中基于物理迭代反演算法得到的结果之间具有可比性。

(3) 与 IASI 的业务产品相比, 本文的反演结果具有一定的可比性, 且在反演速度和产品完整性上更优, 可适用于平流层温度场的三维结构特征分析。

#### 参考文献

- [1] 吕达仁, 卞建春, 陈洪滨, 等. 平流层大气过程研究的前沿与重要性 [J]. 地球科学进展, 2009, **24**(3): 221–228.
- [2] Wu D L, Preusse P, Eckermann S D, et al. Remote Sounding of Atmospheric Gravity Waves With Satellite Limb and Nadir Techniques [J]. *Adv Space Res*, 2006, **37**(2): 2269–2277.
- [3] 姚志刚, 赵增亮, 韩志刚. AIRS 观测的东亚夏季平流层重力波特征 [J]. 地球物理学报, 2015, **58**(4): 1121–1134.
- [4] 洪军, 姚志刚, 韩志刚, 等. 台风“梅花”诱发平流层重力波的数值模拟与 AIRS 观测 [J]. 地球物理学报, 2015, **58**(7): 2283–2293.
- [5] Hilton F, Armante R, August T, et al. Hyperspectral Earth Observation From IASI [J]. *B Am Meteorol Soc*, 2012, **93**(1): 347–370.
- [6] Li J, Wolf W, Menzel W P, et al. Global Soundings of the Atmosphere From ATOVS Measurements: The Algorithm and Validation [J]. *J Appl Meteorol*, 2000, **39**(2): 1248–1268.
- [7] Yao Z G, Li J, Li J L, et al. Surface Emissivity Impact on Atmospheric Temperature and Moisture Soundings From Hyperspectral Infrared Radiance Measurements [J]. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2011, **50**: 1225–1235.
- [8] Saunders R W, Matricardi M, Brunel P, et al. RTTOV-7: A Satellite Radiance Simulator for the New Millennium [C]. Lorne: Proceedings of ITSC-XII, 2002.
- [9] Hoffmann L, Alexander M J. Retrieval of Stratospheric Temperatures From Atmospheric Infrared Sounder Radiance Measurements for Gravity Wave Studies [J]. *J Geophys Res*, 2009, **114**(D7): 105.
- [10] Spang R, Eidmann G, Riese M, et al. CRISTA Observations of Cirrus Clouds Around the Tropopause [J]. *J Geophys Res*, 2002, **107**(D23): 8174.
- [11] 姚志刚, 陈洪滨. 利用神经网络从 118.75 GHz 附近通道亮温反演大气温度 [J]. 气象科学, 2006, **26**(3): 252–259.
- [12] Cabrera C R, Staelin D H. Passive Microwave Relative Humidity Retrievals Using Feedforward Neural Networks [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, **33**(6): 1324–1328.
- [13] Yao Z G, Chen H B, Lin L F. Retrieving Atmospheric Temperature Profiles From AMSU-A Data With Neural Networks [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2005, **22**(4): 606–616.