0254-6124/2021/41(5)-769–09 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

YANG Xiaojun, LI Yefei, WANG Houmao, WANG Yongmei, FU Jianguo. Bayesian and least square method for temperature inversion of adjacent space atmosphere based on oxygen A-band (in Chinese). *Chin. J. Space Sci.*, 2021, **41**(5): 769-777. DOI:10.11728/cjss2021.05.769

基于氧气 A 波段临近空间大气温度反演的贝叶斯与最小二乘法对比 *

杨晓君[1,2,3,4] 李叶飞[5] 王后茂[1,3,4]
王咏梅[1,2,3,4] 付建国[1,3,4]

1(中国科学院国家空间科学中心 北京 100190)

2(中国科学院大学天文与空间科学学院 北京 100049)

3(天基空间环境探测北京市重点实验室 北京 100190)

4(中国科学院空间环境态势感知技术重点实验室 北京 100190)

5(上海卫星工程研究所 上海 200240)

摘 要 基于氧气 A 波段的临边辐射模拟数据进行临近空间大气温度廓线的反演, 分析比较了贝叶斯和最小二乘两种不同反演算法的特点. 80 km 以下, 信噪比为 66~337 时: 基于贝叶斯理论反演的三条谱线 761.59, 762.2, 764.05 nm 的反演误差平均值分别为 5.52, 3.94, 4.73 K; 采用最小二乘法的反演误差平均值分别为 10.57, 7.04, 8.80 K. 信噪比为 6~34 时: 基于贝叶斯理论反演的三条谱线的反演误差平均值分别为 18.27, 12.18, 18.27 K; 采用最小二乘法的反演误差平均值分别为 103.18, 68.79, 85.98 K. 研究结果表明, 基于贝叶斯理论的反演方法, 利用先验信息对反演结果进行约束和修正, 在有噪声的情况下获得了更合理的解, 从而提高了反演精度和抗干扰能力. 这为星载探测临近空间大气温度的算法研究和开发提供了参考, 也为提高光谱仪器信噪比并进而提高温度反演精度提供了理论基础.

关键词 氧气 A 波段, 临近空间, 温度反演

中图分类号 P 352

Bayesian and Least Square Method for Temperature Inversion of Adjacent Space Atmosphere Based on Oxygen A-band

YANG Xiaojun[1,2,3,4] LI Yefei[5] WANG Houmao[1,3,4]
WANG Yongmei[1,2,3,4] FU Jianguo[1,3,4]

1(*National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100190)

2(*School of Astronomy and Space Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049)

* 国家自然科学基金项目资助 (41704178)
2020-01-14 收到原稿, 2020-05-08 收到修定稿
E-mail: 569653045@qq.com

3(*Beijing Key Laboratory of Environment Exploration, Beijing* 100190)

4(*Key Laboratory of Science and Technology on Environmental Space Situation Awareness, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100190)

5(*Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai* 200240)

Abstract This paper shows that the atmospheric temperature profile in near space is inverted based on the simulated data of adjacent radiation in oxygen A-band. Based on the inversion results, the characteristics of two different inversion algorithms, Bayes and least square, are analyzed and compared. Below 80 km, the mean inversion errors of the three spectral lines based on Bayes inversion at 761.59, 762.2 and 764.05 nm were 5.52, 3.94 and 4.73 K, respectively, after adding the noise with a signal-to-noise ratio of 10^3. The mean inversion errors of the least square inversion were 10.57, 7.04 and 8.80 K, respectively. The mean inversion errors of the three spectral lines based on Bayes were 18.27, 12.18 and 18.27 K, respectively, after adding the noise with a signal-to-noise ratio of 10^2. The mean errors of the least square inversion were 103.18, 68.79 and 85.98 K, respectively. Research results show that the inversion method is based on Bayes theory, the inversion results to make use of a priori information constraints and correction, in the case of noisy a more reasonable solution is obtained, which improves the inversion precision and anti-interference ability. It lays a solid foundation for the research and development of the algorithm for detecting the adjacent space atmosphere temperature on board and provides theoretical guidance for increasing the signal-to-noise ratio of spectral instruments to improve the inversion accuracy of temperature.

Key words Oxygen A-band, Near space, Temperature retrieval

0 引言

临近空间大气温度的被动探测主要是针对大气中存在的一些自然发光介质 (如气辉) 进行的. 由于气辉本身辐射较弱, 而辐射强度直接决定了温度的反演精度. 因此, 需要尽可能的选择辐射较强的气辉谱线进行温度观测与反演. 氧气 A 波段是可见光气辉辐射中最强的, 其分布主要位于 30~130 km 的高度范围, 由于其辐射较强且水平分布范围较广, 所以被广泛用于温度的探测与反演 [1,2].

火箭与地面测量已经可以获得准确的温度廓线, 但很难建立一个全球的温度分布数据库. 而星载探测可以在较短的时间内进行全球或者大范围区域的观测, 其基于的理论是温度通过影响谱线强度和自吸收来直接影响辐射强度. 因此, 可以通过将正演模型得到的不同高度对应的不同权重结合临边实际观测值来反演得到温度廓线. 近年来, 许多星载探测仪通过氧气 A 带的临边辐射强度进行临近空间大气温度廓线的观测与反演. 美国空间物理研究实验室利用搭载在 UARS (Upper Atmosphere Research Satellite) 卫星上的高分辨率多普勒成像仪 HRDI (High-resolution Doppler Imager) 观测数据, 采用基于扰动理论的贝叶斯最优估计法, 利用三条谱线协同反演首次得到了 80~100 km 高度范围的全球温度测量结果, 测量精度达到 7 K[3−5]. Killeen 等 [6] 利用 2001 年搭载在 TIMED (Thermosphere, Ionosphere, Mesosphere Energetics and Dynamics) 卫星上的 TIDI (TIMED Doppler Interferometer) 多普勒成像仪, 基于 $O_2(^1\Sigma)$ 发射谱线采用约束非线性最小二乘拟合的方法获得了温度廓线. 2001 年 2 月 20 日, 搭载在 Odin 卫星上的光谱仪和红外成像系统 OSIRIS (Optical Spectrograph and InfraRed Imaging System) 对氧气 A 带的发射光谱进行了探测, 将 90~110 km 高度的氧气 A 波段光谱与模拟的 50~500 K 温度下的氧气 A 波段光谱进行逐像素比较, 基于最小二乘法最小化波段谱差的平方和, 从而得到中层–低热层区域的温度 [7]. 先进地球观测卫星 ADEOS (Advanced Earth Observing Satellite)

上搭载的大气光谱仪 ILAS (Improved Limb Atmospheric Spectrometer) 测量了包括以 762 nm 为中心的分子氧 A 波段在内的 753~784 nm 波段的大气吸收光谱, 通过卫星–太阳掩日对氧气 A 波段吸收光谱的测量, 采用层析法获得了整个平流层的温度分布 [8]. NASA 的电离层连接探测器 ICON (Ionospheric Connection Explorer) 于 2019 年 10 月 11 日发射 [9], 搭载在 ICON 上的全球高分辨率热层成像迈克尔逊干涉仪 MIGHTI (The Michelson Interferometer for Global High-resolution Thermospheric Imaging) 被用来测量地球热层的水平中性风和温度, 温度数据利用氧气 A 波段中三条谱线 760.0, 762.8, 765.2 nm 的临边观测值获得, 反演方法是使用离散波长测量 A 波段的光谱形状, 然后根据波段的旋转包络线推断出环境温度 [10].

目前用于临近空间大气温度反演方法有许多种, HRDI 和 TIDI 采用方法的原理基本相同, 都是基于贝叶斯理论加入先验信息来进行反演约束, 抗干扰能力强, OSIRIS 采用的最小化波段谱差的平方和方法计算量大且对 90 km 以下的温度无法进行高精度反演. HRDI 采用的贝叶斯方法中加入了先验信息作为约束, 提高了温度反演的抗干扰能力, 得到了较高的反演精度, 而大气反演中通常采用的最小二乘法具有普适性质, 其是由模拟观测值和正演模型直接求解, 不需要先验信息, 计算高效且不受先验条件的限制, 因此更有利于整个温度反演的普适性扩展. 目前没有基于这两种方法进行临近空间温度的反演对比, 因此本文选择这两种方法进行反演效果的对比.

本文根据反演模型的建立过程, 具体分析了贝叶斯反演法和最小二乘反演法原理, 基于这两种反演法, 在理想情况和不同信噪比情况下进行了一系列反演尝试和对比, 并对试验结果进行了分析.

1 反演模型

通常卫星观测的辐射强度向量

$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{K}\boldsymbol{T} + \varepsilon. \tag{1}$$

式中, $\boldsymbol{T}$ 为待反演的温度向量, $\boldsymbol{K}$ 为描述大气物理过程正演模型的权函数矩阵, ε 为测量误差向量.

分别模拟临边辐射强度测量值和利用单位体积反射率廓线、温度廓线初值计算得到正演模型值. 在模拟过程中用到的谱线线强、高能级能量等参数均来自 2004 年 HITRAN 光谱数据库 [11]. 该数据库逐年更新, 最新的 2016 版中对氧气 A 波段有部分修正. 大气分子浓度和温度廓线数据均来自 MISIS-00 模型 [12]. 图 1 为氧气数密度廓线, 单位体积发射率廓线是基于光化学模型并利用温度各组分数密度廓线计算所得 [13], 其产生机制有三种, 分别是共振散射 (RES)、碰撞湮灭 (O_2 和 O_3) 以及纯化学机制 (CHEM). 图 2 为三种机制分别得到的单位体积发射率以及总单位体积发射率 (TOTAL). 图 3 为日气辉氧气 A 波段辐射正演结果.

测量值 C_{meas} 和用初始温度、体发射率廓线计算得到的正演模型值 C_{00} 之间的差值可以用线性积分算子表示, 即

$$\Delta C = C_{\mathrm{mean}} - C_{00} = \int_{z_0}^{+\infty} K_T(z)\left[\frac{\Delta T(z)}{T_{00}(z)}\right]\mathrm{d}z. \tag{2}$$

$$\begin{bmatrix} \Delta C_{110} \\ \vdots \\ \Delta C_{60} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_{110-110} & K_{110-119} & \cdots & K_{110-61} & K_{110-60} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ K_{60-110} & K_{60-109} & \cdots & K_{60-61} & K_{60-60} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta T_{110}/T_{00} \\ \vdots \\ \Delta T_{60}/T_{00} \end{bmatrix}.$$

其中: z 为切点高度 (单位 km); 矩阵中 $\boldsymbol{C}$ 和 $\boldsymbol{T}$ 的下标为视线切点高度 (单位 km); 矩阵 $\boldsymbol{K}$ 下标为所在行视线积分的高度和依次改变温度值所对应的高度; $\Delta\boldsymbol{T} = \boldsymbol{T}_{\mathrm{true}} - \boldsymbol{T}_{00}$ 为真实温度值与初始温度值的差值; C_{meas} 是输入温度为 $\boldsymbol{T}_{00} + \Delta\boldsymbol{T}$ 的模拟值; $\boldsymbol{C}_{00}$ 是输入温度为 $\boldsymbol{T}_{00}$ 的模拟值.

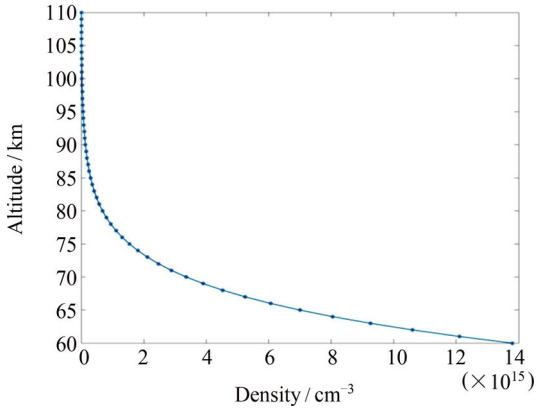


图 1 氧气数密度廓线

Fig. 1 Oxygen number density profile

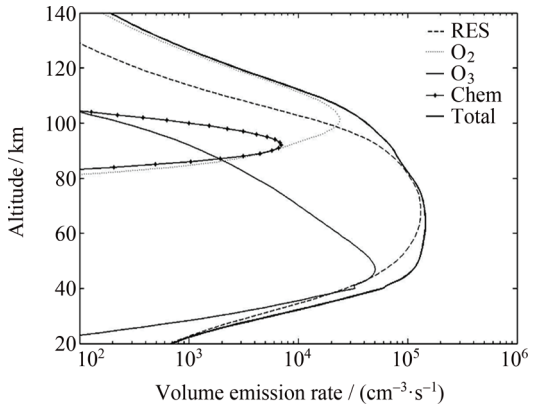


图 2 模拟日气辉氧气 A 波段体发射率廓线

Fig. 2 Modelled Oxygen A-band volume emission rate profile

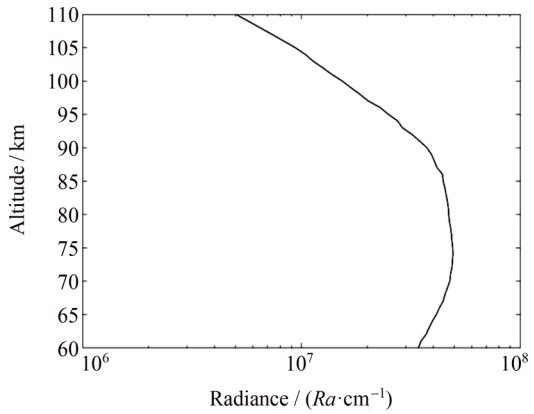


图 3 模拟日气辉氧气 A 波段辐射正演结果

Fig. 3 Modelled Oxygen A-band radiance profile

以 1 km 为格点对温度廓线加入扰动, 每改变一个格点就产生一条新的扰动廓线 $\Delta\boldsymbol{T}/\boldsymbol{T}_{00}$, 51 条廓线可以用 $\Delta\boldsymbol{T}/\boldsymbol{T}_{00}$ 组成的矢量 $\boldsymbol{T}_{\rm f}$ 来表示. 为了得到更高的精确度, 式 (2) 中的积分与正演模型中的一样, 积分步长都为 1 km. 将模拟的临边扫描的所有测量计数值作为 $\boldsymbol{C}$ 矢量, 这样就得到了矩阵方程 $\Delta\boldsymbol{C}=\boldsymbol{K}\boldsymbol{T}_{\rm f}$, 可用于求解未知量 $\boldsymbol{T}_{\rm f}$.

2 反演算法

2.1 贝叶斯理论

在具备温度参数先验信息和正演模型的基础上, 可以通过贝叶斯理论将观测信息映射到目标参数状态空间, 其他参数使用实测数据, 从而将欠定问题转化为适定问题或超定问题, 并利用先验信息对反演结果进行约束和修正, 得到待反演参数最合理的解.

贝叶斯反演有多种求解方法, 其中最常用的是贝叶斯最大后验解, 其假定测量误差和先验信息误差服从高斯分布, 将求解辐射传输方程转化为使概率函数最大化的最优化数学问题, 最大化概率函数即为最大后验解, 求解此概率问题即可获得温度的最优解.

将 $\boldsymbol{T}$ 作为一个多维随机变量, 其概率密度函数

$$\boldsymbol{P}(\boldsymbol{T}_{\rm f})=\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^M|\boldsymbol{S}_a|}}\exp\Big[-\frac{1}{2}(\boldsymbol{T}_{\rm f}-\boldsymbol{T}_0)^t\boldsymbol{S}_a^{-1}(\boldsymbol{T}_{\rm f}-\boldsymbol{T}_0)\Big]. \tag{3}$$

条件概率密度函数可表示为

$$\boldsymbol{P}(\boldsymbol{C}|\boldsymbol{T}_{\rm f})=\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^M|\boldsymbol{S}_\varepsilon|}}\exp\Big[-\frac{1}{2}(\boldsymbol{C}-\boldsymbol{K}\boldsymbol{T}_{\rm f})^t\boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1}(\boldsymbol{C}-\boldsymbol{K}\boldsymbol{T}_{\rm f})\Big]. \tag{4}$$

其中: $\boldsymbol{S}_a$ 为描述 $\boldsymbol{T}_0$ 不确定性的先验信息误差协方差矩阵; 对角矩阵 $\boldsymbol{S}_\varepsilon$ 为从观测值得到的测量噪声协方差矩阵, 其是描述 $\boldsymbol{C}$ 和正演模型不确定性的观测误差协方差矩阵. 假设测量误差的总体方差和探测器上的计数值一样服从泊松分布. 先验估计协方差矩阵 $\boldsymbol{S}_a$ 可以模拟为

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{S}_a=\alpha_T\boldsymbol{J},\\&\boldsymbol{J}=\exp\Big[-\frac{(z_i-z_j)^2}{4}\Big].\end{aligned} \tag{5}$$

式中, z 为反演的网格高度, $\alpha_T=10^3\,{\rm K}^2$. 先验估计协方差矩阵表示一个预期的均方根变化约为 5% (约 10 K) 的先验温度廓线.

根据贝叶斯定理, 最有可能的大气状态剖面是使以下公式最大化 [14]:

$$\boldsymbol{P}(\boldsymbol{T}_{\rm f}|\boldsymbol{C})=\boldsymbol{P}(\boldsymbol{T}_{\rm f})\boldsymbol{P}(\boldsymbol{C}|\boldsymbol{T}_{\rm f})/\boldsymbol{P}(\boldsymbol{C}). \tag{6}$$

其中: $\boldsymbol{P}(\boldsymbol{T}_{\rm f})$ 为温度参数分数变化的先验概率分布; $\boldsymbol{P}(\boldsymbol{C})$ 观测数据的先验概率分布, 其为常数; $\boldsymbol{P}(\boldsymbol{C}|\boldsymbol{T}_{\rm f})$ 为给定温度参数分数变化条件下具体观测数据的似然概率; $\boldsymbol{P}(\boldsymbol{T}_{\rm f}|\boldsymbol{C})$ 为根据组合先验信息和似然概率得到的温度参数分数变化后验概率.

将式 (3) (4) 相乘, 得到 $\boldsymbol{T}$ 最可能的值, 需要最小化如下方程:

$$\Phi(\boldsymbol{T}_{\rm f})=(\boldsymbol{T}_{\rm f}-\boldsymbol{T}_0)^t\boldsymbol{S}_a^{-1}(\boldsymbol{T}_{\rm f}-\boldsymbol{T}_0)+(\boldsymbol{C}-\boldsymbol{K}\boldsymbol{T}_{\rm f})^t\boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1}(\boldsymbol{C}-\boldsymbol{K}\boldsymbol{T}_{\rm f}). \tag{7}$$

式 (7) 最小化时, $\boldsymbol{T}$ 的估计值为 [15]

$$\boldsymbol{T}_{\rm est}=(\boldsymbol{K}^t\boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1}\boldsymbol{K}+\boldsymbol{S}_a^{-1})^{-1}(\boldsymbol{K}^t\boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1}\boldsymbol{C}+\boldsymbol{S}_a^{-1}\boldsymbol{T}_0). \tag{8}$$

其中, $T_0=0$. 所以方程可简化为

$$\boldsymbol{T}_{\rm est}=(\boldsymbol{K}^t\boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1}\boldsymbol{K}+\boldsymbol{S}_a^{-1})^{-1}\cdot\boldsymbol{K}^t\boldsymbol{S}_\varepsilon^{-1}\boldsymbol{C}. \tag{9}$$

再由 $\boldsymbol{T}_{\rm est}$ 求得温度廓线的最优估计值 $\boldsymbol{T}_{\rm Bayes}$.

2.2 最小二乘法

面对一个病态的问题时, 通常采用的方法是求最小二乘解, 即求出测量值与解相对应的值之差的平方和的最小值. 进行临近空间大气温度廓线反演的实际应用中, 在一组波长上沿高度进行 M 次临边测量, 权函数矩阵 $\boldsymbol{K}$ 的求解与反演模型中相同, 即

$$\boldsymbol{C}_i=\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{K}_{ij}\boldsymbol{T}_i,\quad i=1,2,\cdots,M. \tag{10}$$

利用最小二乘法得到 $\sum_i\left(\boldsymbol{C}_i+\sum_j\boldsymbol{K}_{ij}\boldsymbol{T}_j\right)^2$ 最小时 $\boldsymbol{T}$ 的解为

$$\boldsymbol{T}=(\boldsymbol{K}^{\rm T}\boldsymbol{K})^{-1}\boldsymbol{K}^{\rm T}\boldsymbol{C}. \tag{11}$$

再由 $\boldsymbol{T}$ 求得温度廓线的最小二乘解 $\boldsymbol{T}_{\rm LS}$.

3 反演结果及分析

3.1 正演模型

基于正演模型获得模拟实测值, 进而基于模拟值进行温度反演的比较分析. 首先利用一组温度输入值 $\boldsymbol{T}_{00}$ 作为初始值来获得一组正演模拟值, 然后在 $\boldsymbol{T}_{00}$ 的基础上加上一组随机温度变量得到新的温度廓线 $\boldsymbol{T}_{\rm true}=\boldsymbol{T}_{00}+\Delta\boldsymbol{T}$, 再由新的温度廓线模拟一组实测辐射值, 最后由该两组辐射模拟测量值组合进行温度反演, 将反演得到的结果与初始温度输入值进行比较. 图 4 是正演模型所用的温度廓线初始值 ($\boldsymbol{T}_{00}$) 和模拟的温度廓线实际测量值 (即温度真实值: $\boldsymbol{T}_{\rm true}$).

3.2 反演误差分析

基于氧气 A 波段的临边辐射模拟数据进行临近空间大气温度廓线的反演, 基于反演结果分析比较贝叶斯和最小二乘两种不同反演算法在不同高度的反演精度. 表 1 为针对基于大量样本重复实验得到的三条谱线 761.59 nm, 762.2 nm, 764.05 nm, 采用不同反演方法得到的不同高度范围反演误差均值和误差方差的统计结果. 无噪声反演误差平均值的计算采用了 10 个正演真实剖面, 其中温度扰动为均值为 0、均方差为 10 的 2 组不同的高斯随机噪声. 信噪比分别为 6~34 和 66~337 时, 计算反演误差平均值是在加入不同信噪比条件下的随机噪声时, 针对相同信噪比条件, 分别加入 10 组随机噪声进行重复实验. 其中, 所加噪声分别是散粒噪声和 0.1 倍的散粒噪声, 信噪比范围由不同高度正演辐射值和对应噪声信号的比值确定. 表 1 中的反演误差结果是基于 180 组数据 4500 多个样本点的反演数据统计得到, 具有一定的代表性.

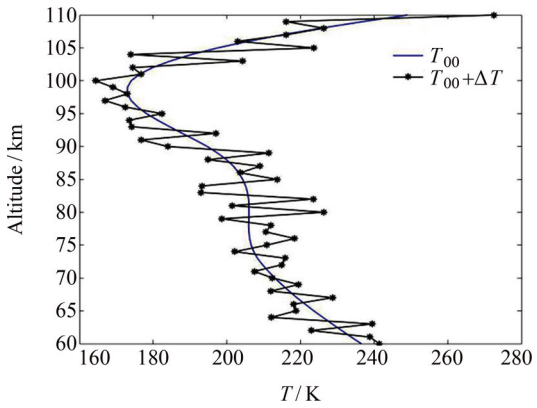


图 4 温度廓线初始值和实际测量值

Fig. 4 Comparison between the initial value and the actual measurement value of the temperature profile

3.2.1 无噪声时的反演结果分析

由表 1 中 10 组无噪声反演误差平均值可以看出: 80 km 高度及以上, 贝叶斯和最小二乘法反演的结果基本一致且反演精度较高, 平均反演偏差都达到了 3 K 以内; 而在 80 km 以下, 反演精度变差, 但贝叶斯法反演精度相对较高, 其三条谱线 761.59, 762.2, 764.05 nm 的平均反演误差分别为 3.64, 2.18, 2.91 K, 而最小二乘法的平均反演误差分别为 8.10, 4.86, 6.48 K.

图 5 为无噪声情况下 10 组重复实验中的两组温度反演结果, 黑线为温度扰动值, 红线为贝叶斯反演获得的结果, 蓝线为最小二乘法的反演结果. 图 5 中出现 80 km 上下反演精度不同的原因是 80 km 以下氧气数密度升高, 氧气 A 波段在穿过大气层传输的过程中, 受到了氧气的吸收作用, 自吸收降低了辐射强度对温度的灵敏度, 从而影响了反演误差. 由 80 km 以下的反演结果可以看出, 相对于最小二乘法, 贝叶斯反演获得了更高的反演精度. 这是由于贝叶斯反演中的先验信息约束了温度廓线的小尺度垂直结

表 1 反演误差平均值

Table 1 Mean inversion error

谱线/nm	反演方法	高度/km	误差	10 组数据均值/K		
				无噪声反演误差平均值	信噪比 66~337 时反演误差平均值	信噪比 6~34 时反演误差平均值
761.59	贝叶斯	> 80	均值	1.73	2.49	8.68
			方差	2.11	3.82	45.28
		< 80	均值	3.64	5.52	18.27
			方差	8.77	14.07	88.10
	最小二乘	> 80	均值	2.61	3.46	16.04
			方差	6.45	7.85	849.25
		< 80	均值	8.10	10.57	103.18
			方差	37.48	59.90	3013.02
762.20	贝叶斯	> 80	均值	1.68	2.44	8.53
			方差	1.61	3.36	44.26
		< 80	均值	2.18	3.94	12.18
			方差	3.16	7.18	39.16
	最小二乘	> 80	均值	2.49	3.36	14.27
			方差	4.16	6.41	387.14
		< 80	均值	4.86	7.04	68.79
			方差	13.49	26.62	1339.12
764.05	贝叶斯	> 80	均值	1.70	2.46	8.68
			方差	1.82	3.56	45.28
		< 80	均值	2.91	4.73	18.27
			方差	5.61	10.33	88.10
	最小二乘	> 80	均值	2.55	3.41	15.15
			方差	5.12	7.03	593.13
		< 80	均值	6.48	8.80	85.98
			方差	23.99	41.60	2092.37

构, 降低了 80 km 以下氧气自吸收对反演结果的影响, 从而提高了温度反演精度.

3.2.2 添加噪声后的反演结果分析

采用人为添加噪声的方法生成不同信噪比 66~337, 6~34 的观测模拟值, 并对不同信噪比情况下的反演结果进行比较分析. 这里将不同信噪比的测量值分别进行比较, 研究信噪比对其测量精度的具体影响.

由表 1 中针对相同信噪比条件 (即信噪比为 66~337), 加入 10 组随机噪声获得的反演误差平均值可以看出, 80 km 以下, 基于贝叶斯反演的三条谱线 761.59, 762.2, 764.05 nm 的平均反演误差分别为 5.52, 3.94, 4.73 K, 采用最小二乘法的反演误差平均值分别为 10.57, 7.04, 8.80 K. 加入噪声后, 相对于无噪声情况下的反演结果, 其平均误差均增大了很多, 但贝叶斯反演依然能够获得较为精确的反演结果, 三条谱线的平均反演误差为 4.73 K.

信噪比为 66~337 情况下, 基于同一个真实温度剖面加入两组随机噪声, 得到的两组温度反演结果如图 6 所示. 由图 6 可以更直观的看出贝叶斯反演的精度更高, 这是由于 80 km 以下的区域, 在自吸收和噪声的双重作用下影响了反演精度, 而贝叶斯方法在反演过程中的先验信息的存在约束了反演温度廓线的小尺度垂直结构, 防止了温度反演过程中出现超出合理范围的误差.

由表 1 中针对相同信噪比条件 (即信噪比为 6~

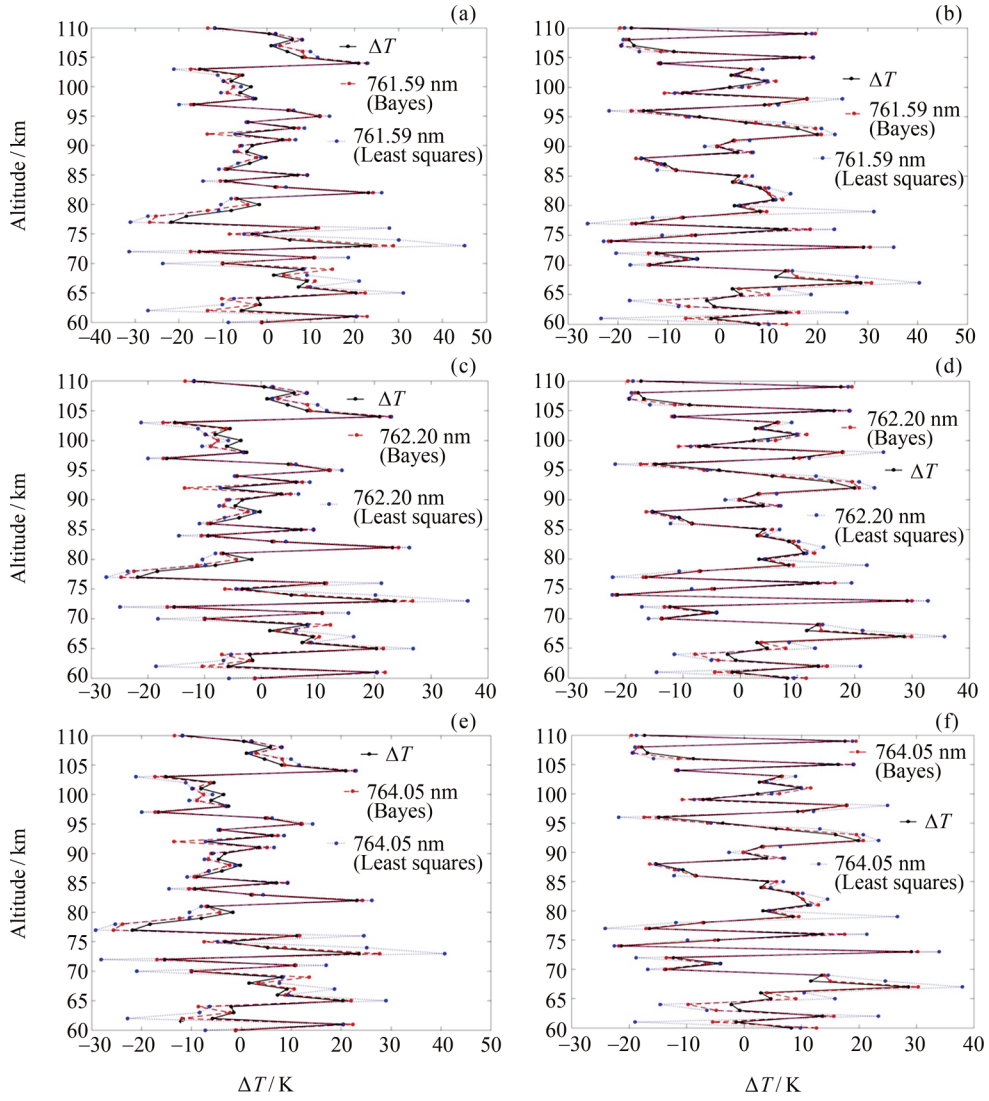


图 5 无噪声情况下温度反演误差

Fig. 5 Temperature inversion error without noise

34), 加入 10 组随机噪声获得的反演误差平均值可以看出, 80 km 以下, 三条谱线 761.59, 762.2, 764.05 nm 采用贝叶斯方法的平均反演误差分别为 18.27, 12.18, 18.27 K, 采用最小二乘法的反演误差平均值分别为 103.18, 68.79, 85.98 K.

基于同一个真实温度剖面加入两组随机噪声, 进行重复实验, 得到的两组温度反演结果如图 7 所示. 与图 6 进行对比可以发现, 同样出现 80 km 上下反演误差差别较大的现象, 原因是 80 km 以下受到噪声和自吸收的干扰, 随着信噪比由 66~337 到 6~34, 温度反演的误差也随之增加.

综上所述, 在有噪声情况下, 相对于最小二乘法, 贝叶斯方法更具有优越性, 能够更好地抗噪声干扰, 从而反演精度更高.

4 结论

温度观测受不同信噪比的影响, 且影响较大. 随着信噪比的减小, 温度反演误差随之越来越大. 对贝叶斯和最小二乘法反演结果对比分析发现, 使用贝叶斯反演方法对噪声有一定的抑制作用. 在信噪比足够的情况下, 两者的差异较小; 在信噪比较小的情况下, 贝叶斯方法对反演结果的约束使得温度的反演精度较高.

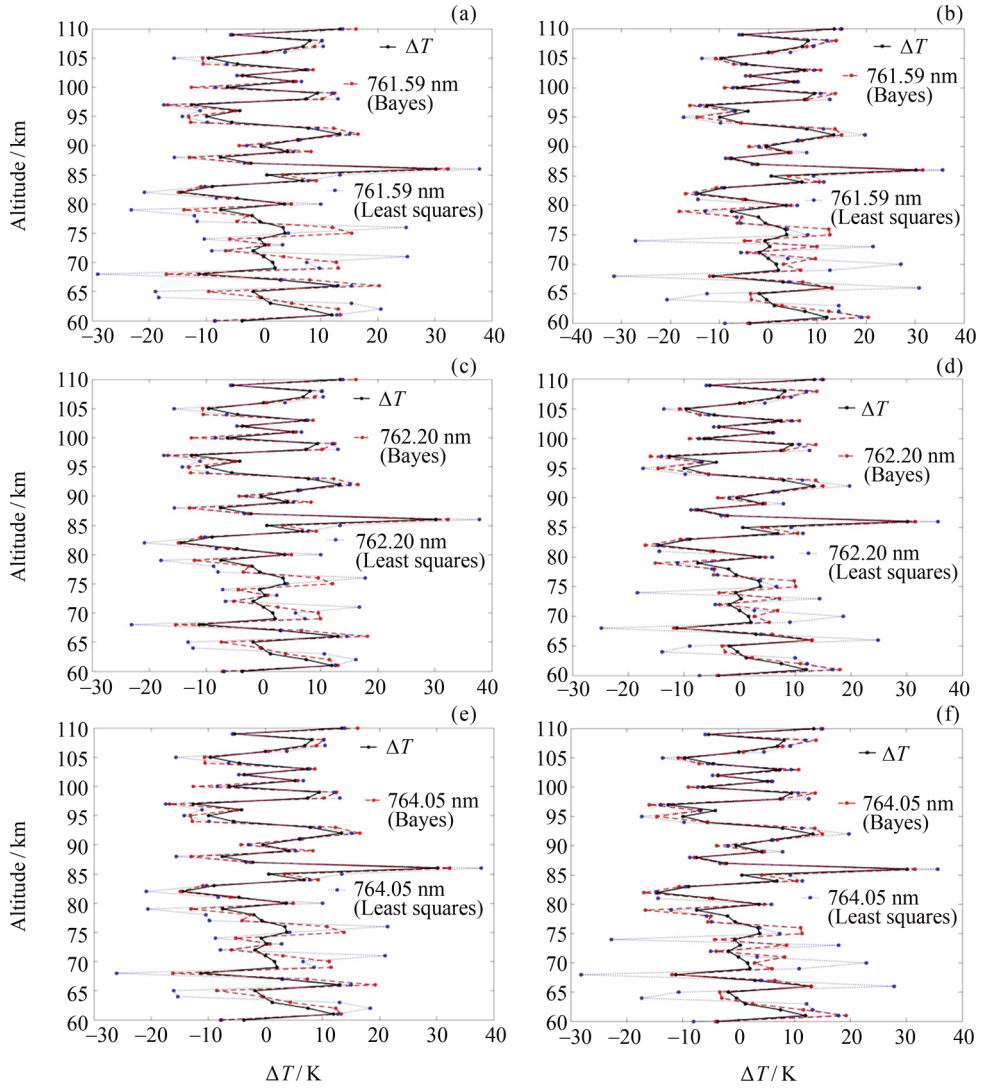


图 6 信噪比为 66~337 时的温度反演误差

Fig. 6 Temperature inversion error as the SNR is 66~337

参考文献

[1] WANG Yingjian. Effects of middle and upper atmosphere on satellite system [J]. *China Sci.*, 2000, **30**(12): 17-20 (王英鉴. 中高层大气对卫星系统的影响 [J]. 中国科学, 2000, **30**(12): 17-20)

[2] YEE J H, DEMAJISTRE R, MORGAN F. The O_2 (b 1Σ) dayglow emissions: application to middle and upper atmosphere remote sensing [J]. *Can. J. Phys.*, 2012, **90**: 769

[3] HAYS P B, ABREU V J, DOBBS M E, *et al.* The high-resolution doppler imager on the Upper Atmosphere Research Satellite [J]. *J. Geophys. Res.*, 1993, **98**(D6): 10713-10723

[4] ZARBOO A, BENDER S, BURROWS J P, *et al.* Retrieval of $O_2(1\Sigma)$ and $O_2(1\Delta)$ volume emission rates in the mesosphere and lower thermosphere using SCIAMACHY MLT limb scans [J]. *Atmos. Meas. Tech.*, 2018, **11**: 473

[5] SKINNER W R, HAYS P B, GRASSL H J, *et al.* High-resolution doppler imager on the upper atmosphere research satellite [C]//SPIE International Symposium on Optics. International Society for Optics and Photonics, 1994

[6] KILLEEN T L, WU Q, SOLOMON S C, *et al.* TIMED doppler interferometer: overview and recent results [J]. *J. Geophys. Res.*, 2006, **111**(A10). DOI:10.1029/2005JA-011484

[7] SHEESE P E, LLEWELLYN E J, GATTINGER T L, *et al.* Temperatures in the upper mesosphere and lower thermosphere from OSIRIS observations of O_2 A-band emission spectra [J]. *Can. J. Phys.*, 2010, **88**(12): 919-925

[8] SUGITA T, YOLOTA T, NAKAJIMA T, *et al.* Temperature and pressure retrievals from O_2 A-band absorption

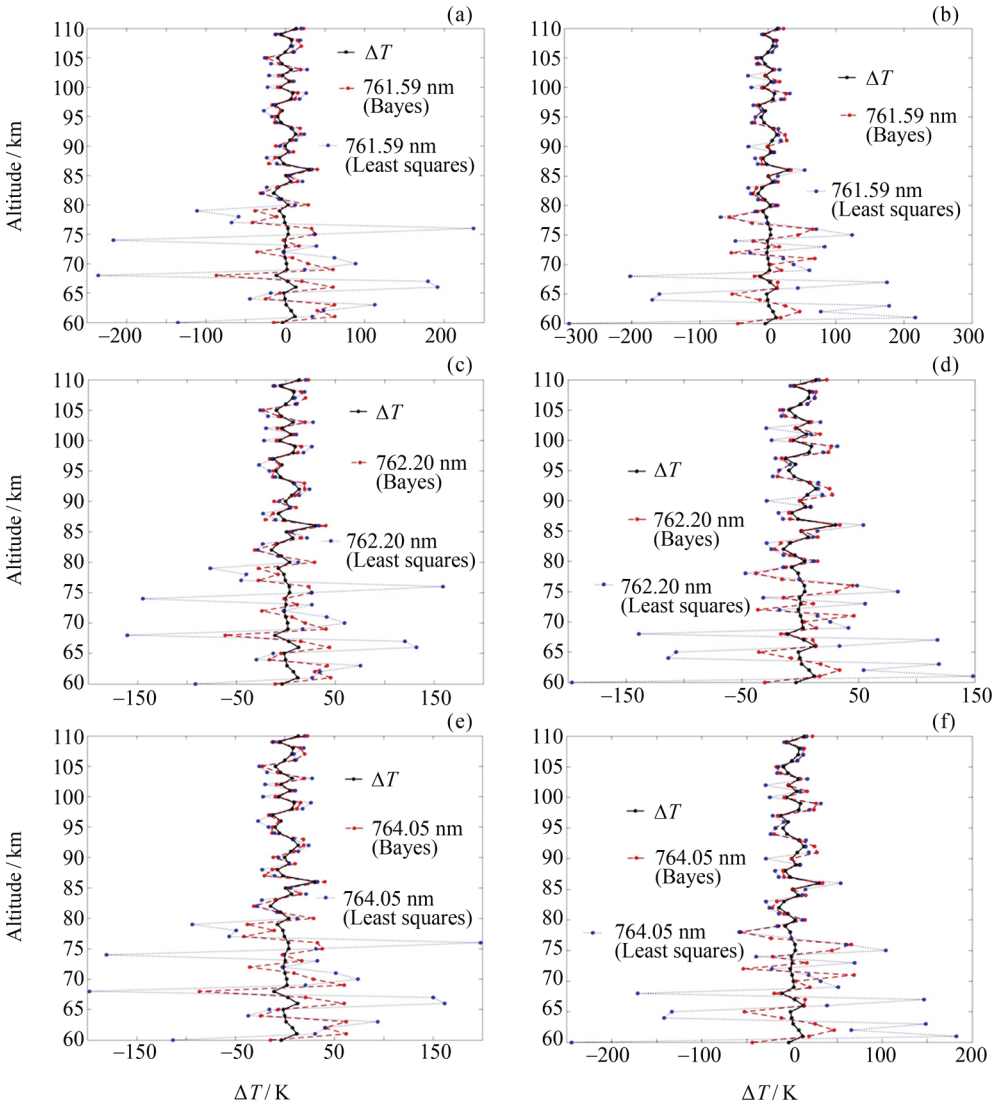


图 7　信噪比为 6∼34 时的温度反演误差

Fig. 7　Temperature inversion error as the SNR is 6∼34

measurements made by ILAS: retrieval algorithm and error analyses [J]. *Proceed. SPIE*, 2001, **4150**(4): I1759-I1764

[9] CHRISTOPH R E, JOHN M H, CHARLES M B, *et al*. The ionospheric connection explorer mission: mission goals and design [J]. *Space Sci. Rev.*, 2018, **214**(1): 13

[10] ENGLERT C R, HARLANDER J M, BROWN C M, *et al*. Michelson Interferometer for Global High-Resolution Thermospheric Imaging (MIGHTI): instrument design and calibration [J]. *Space Sci. Rev.*, 2017, **212**(1/2): 1-32

[11] ROTHMAN L S, JACQUEMART D, BARBE A, *et al*. The HITRAN 2004 molecular spectroscopic database [J]. *J. Quant. Spectrosc. Rad. Trans.*, 2005, **96**(2): 139-204

[12] PICONE J. NRLMSISE-00 empirical model of the atmosphere: statistical comparisons and scientific issues [J]. *J. Geophys. Res.*, 2002, **107**(A12): 1468

[13] BUCHOLTZ A, SKINNER W R, ABREU V J, *et al*. The dayglow of the O_2 atmospheric band system [J]. *Planet. Space Sci.*, 1986, **34**(11): 1031-1035

[14] ORTLAND D A, HAYS P B, SKINNER W R, *et al*. A sequential estimation technique for recovering atmospheric data from orbiting satellites [J]. *Geophys. Monograph*, 1995, **87**. DOI: 10.1029/GM087p0329

[15] RODGERS C D. Retrieval of atmospheric temperature and composition from remote measurements of thermal radiation [J]. *Rev. Geophys.*, 1976, **14**(4): 609-624