

大气廓线参数反演中基于大气可反演指数的正则化参数选择方法*

何明元[†] 杜华栋 龙智勇 黄思训

(中国人民解放军理工大学气象学院, 南京 211101)

(2011年2月14日收到; 2011年3月27日收到修改稿)

以大气可反演指数为指标, 采用 Nelder-Mead 单纯形法求解方法, 提出了一种卫星遥感资料反演大气廓线算法中动态的正则化参数选择方案. 同时针对四条典型区域廓线, 进行了选择试验. 从选择结果看, 不同廓线所对应的最优正则化参数变化幅度非常小, 因此在实际反演过程中, 为提高计算效率, 可近似取正则化参数为固定值. 这为利用卫星遥感资料进行大气廓线反演问题中正则化参数的选择提供了一种可借鉴的方法.

关键词: 最小信息解, 正则化参数, 大气可反演指标

PACS: 42.68.Wt

1 引言

准确实时的获取全球范围内大气温度、湿度及各种气体成分的垂直分布是提高天气预报精度、开展全球气候与环境变化等研究的重要基础. 由于传统地面常规探测方法在高原、海洋、南半球等地区难以实施, 因此利用卫星遥感资料, 从空中获取全球分别的大气参数成为一种越来越重要的手段. 但卫星仪器所接收的资料(通常为辐射率)通常要经过反演, 才能得到各种大气参数的垂直分布. 由于遥感方程或大气辐射传输方程属于第一类非线性 Fredholm 型积分方程^[1,2], 这类方程的显著特征是不适定的. 尤其此类问题解的不稳定性, 使得通常的数值方法求解失效, 同时影响反演的精度, 因此在实际应用中需要研究控制反演不稳定性 and 提高反演精度的有效方法.

目前, 国内外许多学者已对解决反演中所存在的问题进行了研究^[1,3], 曾庆存在总结国内外大气红外遥感及反演研究成果的基础上^[1], 提出了一整套解决反演不稳定问题的理论与方法, 并指出在各种反演方法中, 需要一个矩阵 H^{-1} 来对反演进行控

制, H 可以是一个先验误差矩阵的逆矩阵. 如果卫星观测量及先验误差矩阵皆为高斯分布, 则最小方差解就变成典型的最大似然解. 如果取 $H = \gamma I$ (I 为单位矩阵), 则由此得到的解称为最小信息解, 其中 γ 为光滑因子^[4]. 此外, H 也可以有其他的形式, 例如变量的二阶微分矩阵^[5].

在上述各类方法中, 目前应用最为广泛的是最小信息解. 在最小信息解中, 正则化参数的选取对反演稳定性和产品的精度影响非常大, 同时由于 γ 的选取依赖于通道的光谱特征、观测误差、反演中大气初始状态的精度等因素, 其选取十分困难. 在实际应用中, 通常选取经验性的 γ , 例如 Susskind 等^[6] 在 TOVS 反演中取 $\gamma = 5 \times 10^{-4}$, Smith^[7] 在国际 TOVS 处理软件包中, 取 $\gamma = 0.1$, Hayden^[8] 在 GOES-VAS 反演中也采用 $\gamma = 0.1$. 但由于实际反演过程中正则化参数影响因子的变化, 正则化参数取为固定值并非是最优的. 李俊等^[9] 基于改进的偏差原则, 提出了一种动态的进行正则化参数选择的方法, 并且将其应用到美国地球静止业务环境卫星 GOES-8 上探测资料的反演中. Adrian 等^[10] 则提出采用 L 曲线进行正则化参数选择的方法, 并

* 国家自然科学基金(批准号: 41175025, 41105012) 和国家重大公益性技术前期预研基金(批准号: GYHY200806029) 资助的课题.

[†] E-mail: hmy008@sina.com

对利用 SCIAMACHY 资料反演微量气体廓线进行了反演试验。

众所周知, 正则化参数的选择是反演成功与否的关键。目前正则化参数有多种选择原则, 但在实时反演中最优选择正则化参数通常会遇到以下几个问题: 1) 动态求解增加了反演过程的计算量; 2) 利用偏差原则进行求得的结果, 振荡幅度非常大。

从反演产品精度讲, 正则化参数的选择应当以反演产品精度最高为指标。本文宗旨是在引入可准确描述反演产品精度的大气可反演指数的基础上, 采用反演产品的大气可反演指数取值最大确定参数 γ 的方法。本文首先对最小信息解反演方法及正则化参数的简要介绍; 将大气可反演指数引入到反演理论中, 给出具体的计算方案, 同时以大气可反演指数为指标, 对正则化参数进行最优选择; 最后针对五组代表全球不同地区、不同季节条件下大气廓线进行正则化参数选择试验。

2 最小信息解反演方法及正则化参数

局地热力平衡条件下, 平面平行非散射大气中, 忽略散射削弱的作用时, 卫星仪器所接收的辐射可记为

$$L(\nu, \theta) = \tau_s(\nu, \theta)\varepsilon_s(\nu, \theta)B(\nu, T_s) + \int_{\tau_s}^1 B(\nu, T)d\tau + (1 - \varepsilon_s(\nu, \theta))\tau_s^2(\nu, \theta) \times \int_{\tau_s}^1 \frac{B(\nu, T)}{\tau^2} d\tau, \quad (1)$$

其中 $L(\nu, \theta)$ 表示波长为 ν 的通道, 观测方位角为 θ 时所接收到的辐射; 右端第一项和第三项分别为地表处的发射辐射和反射辐射, 第二项为大气的发射辐射; 式中 $B(\nu, T)$ 表示温度为 T 时对应的 Planck 函数, $\tau_s(\nu, \theta)$ 和 τ 分别表示地表和某层大气到大气层顶的大气透过率, $\varepsilon_s(\nu, \theta)$ 为表面比辐射率, T 为某层大气的平均温度, T_s 为表面辐射温度。

当 θ 固定时, 记观测值 \mathbf{y} (即辐射率或亮温) 为 m 维矢量 (m 为通道个数), 大气廓线 \mathbf{x} 矢量(包括温度、湿度等参数) 为 n 维矢量, 则 \mathbf{y} 与 \mathbf{x} 之间的关系可表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) + \varepsilon, \quad (2)$$

其中 \mathbf{F} 为观测算子, 它由辐射传输原理以及仪器通道的光谱相应特性等决定。误差项 ε 为观测噪

声或观测误差, 对应的误差协方差协矩阵记为 \mathbf{S}_ε 。则当观测误差满足 Gaussian 分布时, 有条件概率分布 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 为

$$-2 \ln P(\mathbf{y}|\hat{\mathbf{x}}) = (\mathbf{y} - \mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}}))^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \times (\mathbf{y} - \mathbf{F}(\hat{\mathbf{x}})) + c_1, \quad (3)$$

其中 c_1 为常数; \mathbf{S}_ε 为观测误差协方差矩阵; $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ 为 \mathbf{y} 关于 \mathbf{x} 的条件概率密度函数, 它表示大气参数为 \mathbf{x} 时, 观测值 \mathbf{y} 取值在区域 $(\mathbf{y}, \mathbf{y} + d\mathbf{y})$ 内的概率为 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})d\mathbf{y}$ 。当 \mathbf{F} 为非线性时, 将 (2) 式线性化有

$$\mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) + \varepsilon \cong \mathbf{K}\mathbf{x} + \varepsilon, \quad (4)$$

其中 $\mathbf{K} = \partial\mathbf{F}/\partial\mathbf{x}$ 为权函数矩阵。将 $\mathbf{K} = \partial\mathbf{F}/\partial\mathbf{x}$ 代入 (3) 式有

$$-2 \ln P(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = (\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x})^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x}) + c_1. \quad (5)$$

若大气廓线背景场或先验值误差为 Gaussian 分布, 对应的误差协方差矩阵为 \mathbf{S}_a , 则背景场取值为 \mathbf{x}_a 时, 大气廓线取值为 \mathbf{x} 的概率满足

$$-2 \ln P(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \mathbf{x}_a)^T \mathbf{S}_a^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_a) + c_2, \quad (6)$$

其中 c_2 为常数。

由极大似然估计公式

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{P(\mathbf{y}|\mathbf{x})P(\mathbf{x})}{P(\mathbf{y})}. \quad (7)$$

(7) 式的左侧 $P(\mathbf{x}|\mathbf{y})$ 为给定观测 \mathbf{y} 后大气参数 \mathbf{x} 的后验概率密度函数。这相当于利用观测来修正大气参数的先验概率密度函数。对于 $P(\mathbf{y})$, 理论上可以通过对 $P(\mathbf{y}|\mathbf{x})P(\mathbf{x})$ 关于 \mathbf{x} 积分而获取, 而在实际中, 由于其仅起正规化的作用而被忽略掉, 于是可得

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{y}) \cong P(\mathbf{y}|\mathbf{x})P(\mathbf{x}). \quad (8)$$

将 (5) 式和 (6) 式代入 (8) 式可得到描述观测后大气参数高斯分布的概率密度函数为

$$-2 \ln P(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = (\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x})^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{K}\mathbf{x}) + (\mathbf{x} - \mathbf{x}_a)^T \mathbf{S}_a^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_a) + c_3, \quad (9)$$

其中 c_3 为常数。(9) 式可以化为 \mathbf{x} 的二次型式

$$-2 \ln P(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^T \hat{\mathbf{S}}^{-1} (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) + c_4, \quad (10)$$

即后验概率分布函数同样为 Gaussian 分布, 其期望值为 $\hat{\mathbf{x}}$, 协方差为 $\hat{\mathbf{S}}$ 。

分二步决定 $\hat{\mathbf{S}}$ 与 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

第一步, 决定 \hat{S} . 比较 (9) 和 (10) 式中的二次项可得

$$\hat{S}^{-1} = \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K} + \mathbf{S}_a^{-1}. \quad (11)$$

对 (11) 式利用逆矩阵公式可得

$$\hat{S} = \mathbf{S}_a - \mathbf{S}_a \mathbf{K}^T (\mathbf{K} \mathbf{S}_a \mathbf{K}^T + \mathbf{S}_\varepsilon)^{-1} \mathbf{K} \mathbf{S}_a. \quad (12)$$

第二步, 决定 \hat{x} . 比较 (9) 和 (10) 式中的一次项可得

$$\begin{aligned} & (-\mathbf{K}\mathbf{x})^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} (\mathbf{y}) + (\mathbf{x})^T \mathbf{S}_a^{-1} (-\mathbf{x}_a) \\ &= \mathbf{x}^T \hat{S}^{-1} (-\hat{\mathbf{x}}). \end{aligned} \quad (13)$$

由于方程 (13) 对任意 \mathbf{x} 均是满足的, 则有

$$\mathbf{K}^T - \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{y} + \mathbf{S}_a^{-1} \mathbf{x}_a = \hat{S}^{-1} \hat{\mathbf{x}}. \quad (14)$$

利用 (12) 式可得

$$\begin{aligned} & \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{y} + \mathbf{S}_a^{-1} \mathbf{x}_a \\ &= (\mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K} + \mathbf{S}_a^{-1}) \hat{\mathbf{x}}. \end{aligned} \quad (15)$$

于是, 可得到 $\hat{\mathbf{x}}$ 的值为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \mathbf{x}_a + (\mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K} + \mathbf{S}_a^{-1})^{-1} \\ & \quad \times \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{K} \mathbf{x}_a). \end{aligned} \quad (16)$$

利用 (16) 式所获得的反演结果 $\hat{\mathbf{x}}$ 称为极大似然解. 此外, 在本文开始中所讨论过, 若将 (16) 式中的 \mathbf{S}_a^{-1} 用光滑约束矩阵 $\mathbf{H}^{[5]}$ 来代替, 对应的解为光滑约束解. 若进一步将 \mathbf{H} 用 $\gamma \mathbf{I}$ 代替, 其中 γ 为平滑因子, \mathbf{I} 为单位矩阵, 为则对应的解称为最小信息解. 此时, 求解公式变为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \mathbf{x}_a + (\mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K} + \gamma \mathbf{I})^{-1} \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \\ & \quad \times (\mathbf{y} - \mathbf{K} \mathbf{x}_a). \end{aligned} \quad (17)$$

在 ATOVS 资料的温度、湿度廓线反演软件 IAPP 中^[11], 所采用的正是这种方法. (17) 式中的平滑因子 γ , 亦可称为正则化参数, 其取值大小对反演结果的精度有重要的影响.

IAPP 中所采用的利用改进的偏差原则进行动态 γ 求解的方法, 虽然目前为止是较为先进的方法, 但仍有以下几点问题: 1) 动态求解增加了反演过程的计算量; 2) 利用偏差原则在求解过程中由于初始 γ_0 的选择不合理及函数梯度较小容易出现收敛速度慢甚至不收敛的情况. 本文拟通过定义对反演结果精度进行定量描述的新的指数, 然后从新指数出发, 设计对 γ 进行选择的新方法, 以期能避免上

述问题, 并使反演精度得到提高.

3 大气可反演指数

如何对反演结果进行正确的评价对于一个反演系统来讲是至关重要的. 但由于卫星遥感反演本身涉及多个变量, 各变量间量纲不同, 且对于同一变量反演的垂直分层在不同反演系统中亦不同, 从而导致对反演结果进行有效而直观的评价存在很大的困难. 为了直观而定量地描述反演结果的精度 (由反演方法, 探测资料等因素决定), 杜华栋等^[11] 引入了大气可反演指数 p 如下:

$$p = 1 - \exp\left(\frac{1}{2n} \ln(|\hat{S} \mathbf{S}_a^{-1}|)\right), \quad (18)$$

其中 \mathbf{S}_a 为被反演参数初始猜测场或背景场的误差协方差矩阵, \hat{S} 为被反演参数反演产品的误差协方差矩阵. 对于 (18) 式, 假定反演后大气状态矢量中每个元素的误差标准差, 在反演后与反演前之比均为 $1-p$, 则有 $|\hat{S} \mathbf{S}_a^{-1}| = (1-p)^{2n}$, 通过对其求逆即可得到 (18) 式, 它表示初始猜测场误差中可通过反演被消除的部分. 事实上, 反演中各元素的误差标准差不可能均为 $1-p$, 因此, (18) 式中所定义的 p 实际上是对反演结果的一个整体评估.

在本文中, 拟通过使得 (18) 式中所定义的大气可反演指数 p 取极大值为标准进行 γ 选择. 从 (18) 式可看出, 在反演前误差协方差矩阵已知的情况下, 要计算 p , 首先要求出反演后误差协方差矩阵 \hat{S} . 将 $\mathbf{S}_a = \mathbf{H} = \gamma \mathbf{I}$ 代入 (11) 式有

$$\hat{S}^{-1} = \mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K} + \gamma \mathbf{I}. \quad (19)$$

将 (19) 式代入 (18) 式并整理可得, IAPP 软件反演产品的预计大气可反演指数为

$$p = 1 - \exp\left(2n \ln \left[\left| \mathbf{S}_a (\mathbf{K}^T \mathbf{S}_\varepsilon^{-1} \mathbf{K} + \gamma \mathbf{I}) \right| \right]\right). \quad (20)$$

在本文中, 进行 γ 最优选择的原则是使得 (20) 式中所定义的大气可反演指数取值最大.

4 选择试验

为验证利用大气可反演指数进行 γ 最优选择的有效性, 以及在 IAPP 中最优 γ 取值为多少, 在本文中, 将对 γ 的取值进行数值试验.

试验中, 对于描述仪器各通道观测误差大小的

观测误差协方差矩阵 \mathbf{K} , 以及背景场误差协方差矩阵 \mathbf{S}_a , 本文中直接取自 IAPP, 具体取值分别见图 1 和图 2.

由 (20) 式可看出, 在背景场误差协方差矩阵 \mathbf{S}_a 和观测误差协方差矩阵 \mathbf{S}_e 已知的情况下, 若要计算大气可反演指数 p , 还需计算辐射传输模式 \mathbf{F} 的权函数矩阵 \mathbf{K} 及其转置矩阵 \mathbf{K}^T . 在试验中, 权函数矩阵获取的方法为将大气参考廓线代入 IAPP 软件中所附带的辐射传输模式 POLD 的伴随模式计算所得. 为检验不同大气参考廓线对权函数矩阵 \mathbf{K} 的影响, 进而对最优 γ 取值的影响, 本文中采用了四条典型区域廓线为参考廓线分别进行最优 γ 值的计算, 这四条廓线分别是赤道 (Tropical) 廓线、亚极地夏天 (Sub Arctic Summer) 廓线、中纬冬天 (Mid Latitude Winter) 廓线、亚极地冬天 (Sub Arctic Winter) 廓线. 对于这四条廓线的具体温湿垂直分布, 见图 3.

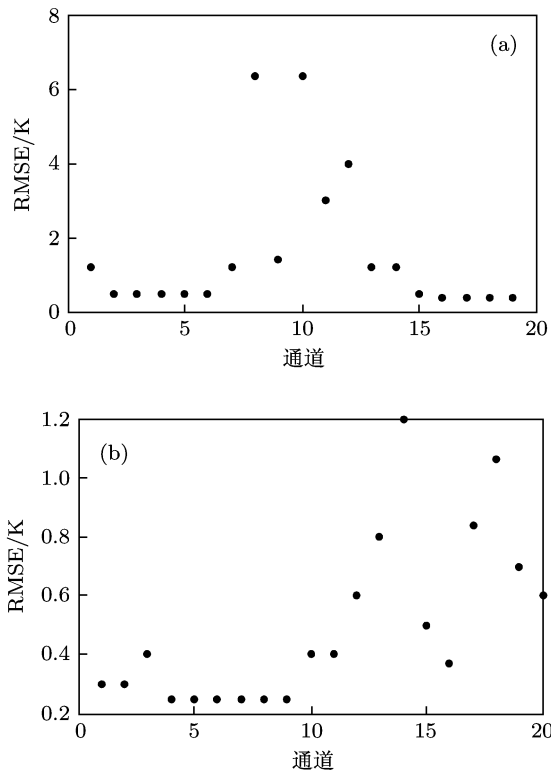


图 1 ATOVS 各通道均方根误差图 (a) 为 HIRS 19 个红外通道仪器误差; (b) 为 AMSU 20 个通道仪器误差

如前所述, 最优 γ 的取值对应于 (20) 式所定义的大气可反演指数 p 取极大值. 对于此极值问题的求解, 在本试验中, 采用 Lagarias 等 (1998) 所提出的 Nelder-Mead 单纯形法, 在求解过程中, γ 的初始

值均取为 1. 最终结果见表 1, 其中 γ 值为最终选择的正则化参数值, p 值为按照该 γ 值计算所估计的大气可反演指数.

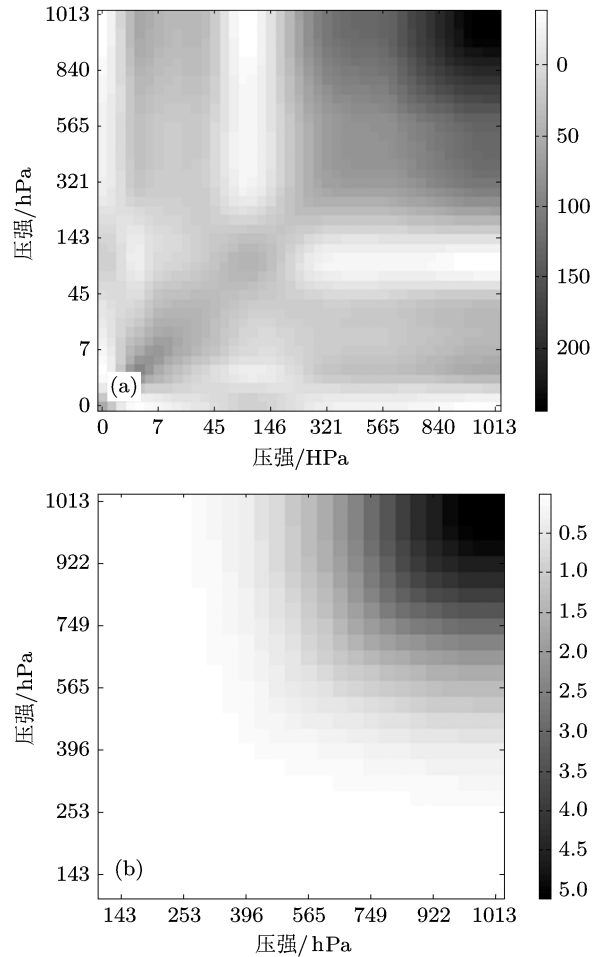


图 2 背景场误差协方差矩阵 (a) 为温度误差协方差矩阵, 右侧灰度条为矩阵的取值, 单位为 K^2 ; (b) 为湿度误差协方差矩阵, 右侧灰度条为矩阵的取值, 单位为 $(\text{g/kg})^2$

表 1 ATOVS 最优正则化参数值选择结果

	赤道	亚极地 夏天	中纬冬 天	亚极地 冬天	平均值
γ 值	0.0224	0.0209	0.0212	0.0230	0.0220
p 值	0.1500	0.1296	0.1392	0.1332	0.1380

从表 1 可看出, 四条参考廓线所对应的最优 γ 值的最大值为 0.0230, 最小值为 0.0209, 平均值为 0.0220. 由此可见, 当背景场误差协方差矩阵和观测误差协方差矩阵确定时, γ 取值的变化随不同大气廓线变化比较小, 其幅度基本平均值的 6% 以内. 而大气可反演指数 p 最大值为 0.1500, 最小值为 0.1296, 平均值为 0.1380. 因此可得出结论, 不管在何种地区或天气条件下, 平滑因子均有比较稳定

的取值. 因此, 在实际反演中, 若计算条件有限, 则可采用固定的 γ 而不必在每次迭代过程中均重新对其进行估计. 在本文中, 将 IAPP 中平滑因子 γ 取为定值 0.0220, 而不再采用软件中自带的迭代方法进行最优 γ 的确定.

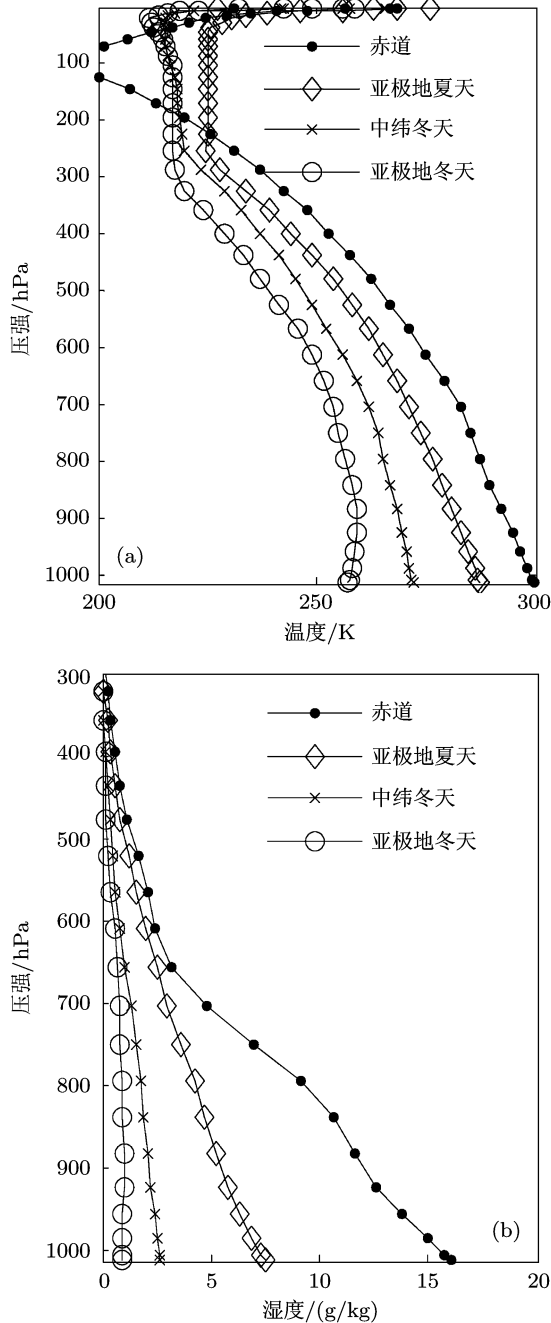


图3 四个典型区域温湿廓线分布 (a) 为温度分布; (b) 为湿度分布

为验证利用本文所采用 γ 值与 IAPP 迭代方法确定 γ 值对反演结果精度的影响, 本文利用国家卫星地面站北京站 2010 年 10 月 1 日至 10 月 6 日所

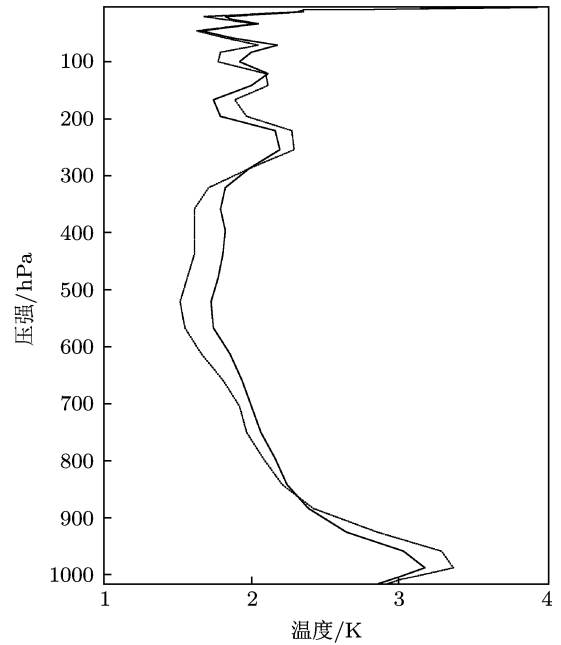


图4 不同 γ 取值方案温度反演产品均方根误差 (其中实线为 IAPP 自带方案, 虚线为本文方案)

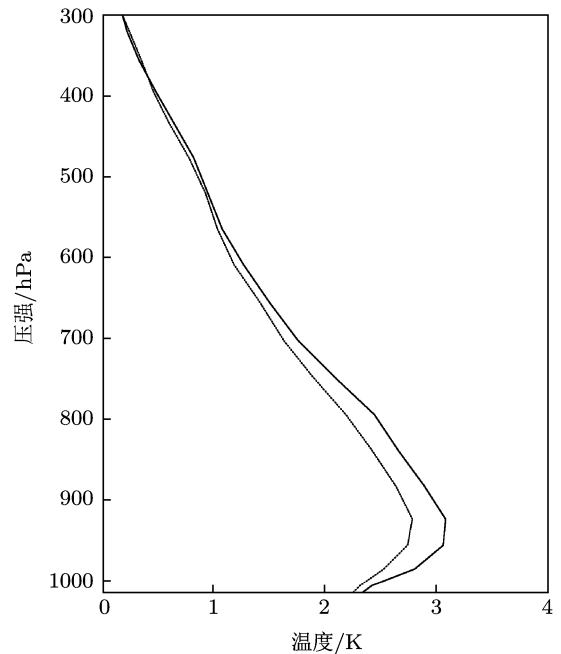


图5 不同 γ 取值方案湿度反演产品均方根误差 (其中实线为 IAPP 自带方案, 虚线为本文方案)

接收的 ATOVS 资料, 分别按照两种方案进行了反演, 并从 <ftp://ftp.ssec.wisc/pub/ssec/halw> 下载了对应时次的全球无线电探空资料, 按照规定的时空匹配标准, 共得到 245 个晴空匹配样本. 对探空资料与两种不同方案反演结果进行比较的均方根误差结果见图 4 和图 5. 从图中可以看出, 对于温度廓线反演, 采用本文方案进行反演后, 在 900 hPa 以

下对流层底部和 300 hPa 以上对流层顶部,其精度要略低于 IAPP 自带方案反演结果精度;而在对流层 300 hPa 到 900 hPa 之间,以及 100 hPa 以上的大气层顶部,本文反演精度要高于 IAPP 自带方案反演结果精度.对整层的均方根误差进行平均后,本文反演为 2.04 K,比 IAPP 的 2.26 K 低 0.22 K.对于湿度,整层的反演精度均有明显提高;从平均值上看,本文的 0.8100 g/kg 要低于 IAPP 的 0.8743 g/kg 约 0.0643 g/kg.

5 结论及展望

对于最小信息解,以大气可反演指数为指标,

本文提出了一种动态的正则化参数选择的方案.同时针对四条典型区域廓线,采用 Nelder-Mead 单纯形法,进行了选择试验.从选择结果看,不同廓线所对应的最优正则化参数是不相同的,其中最大值为 0.0230,最小值为 0.0209.然而由于变化幅度非常小,因此在实际反演过程中,为提高计算效率,可近似取正则化参数为固定值,即取四组廓线所对应的平均值 0.0220,从而避免最优化求解正则化参数所引起的迭代过程.将该正则化参数代入 ATOVS 反演软件 IAPP 进行反演试验,采用本文所选择的正则化参数,不但可以避免正则化求解所增加的反演计算量,而且温度廓线的反演精度要比 IAPP 本身方案反演精度提高约 0.22 K,湿度反演精度要提高 0.0643 g/kg.

-
- [1] Zeng Q C 1974 *Principle of atmospheric infrared remote sensing*(Beijing: Science Press) p174 (in Chinese) [曾庆存 1974 大气红外遥测原理 (北京: 科学出版社) p174]
- [2] Zhou X J 1982 *Atmospheric microwave radiation and principle of remote sensing*(Beijing: Science Press) P178(in Chinese) [周秀骥 1982 大气微波辐射及遥感原理, (北京: 科学出版社)P178]
- [3] Rodgers C D 1998 *Adv. Space Res.* **21** 361
- [4] Wang Z H, Li L 1993 *J. Nanjing Inst. Meteo.* **16** 80(in Chinese) [王振会, 李兰 1993 南京气象学院学报 **16** 80]
- [5] Twomey S 1963 *J. Assoc Comp Math* **10** 79
- [6] Susskind J, Rosenfield J, Reuter D 1984 *J. Geophys. Res.* **89** 4677
- [7] Smith W L 1968 *Mon. Wea. Rev.* **96** 387
- [8] Hayden C M 1988 *J. Appl. Met.* **27** 705
- [9] Li J, Huang S X 2001 *Sci. in China (D)* **31** 70 (in Chinese) [李俊, 黄思训 2001 中国科学 D **31** 70]
- [10] Adrian D, Franz S, Siegfried H 2005 *Comp. Phys. Commu.* **165** 1
- [11] Li J, Wolf W, Menzel W P, Zhang W 2000 *J. Appl. Metol.* **39** 1248
- [12] Du H D, Huang S X 2008 *Acta Phys. Sin.* **58** 7685 (in Chinese) [杜华栋, 黄思训 2008 物理学报 **57** 7685]
- [13] Lagarias J C, Reeds J A, Wright M H 1998 *SIAM J. of Optimization* **9** 112
- [14] Cao X Q, Huang S X, Du H D 2009 *Acta. Phys. Sin.* **58** 659 (in Chinese) [曹小群, 黄思训, 杜华栋 2008 物理学报 **58** 659]
- [15] Huang S X, Cai Q F, Xiang J, Zhang M 2008 *Acta. Phys. Sin.* **57** 3022 (in Chinese) [黄思训, 蔡其发, 项杰, 张铭 2008 物理学报 **57** 3022]
- [16] Huang S X, Sheng Z 2006 *Acta. Phys. Sin.* **56** 514 (in Chinese) [黄思训, 盛峥 2006 物理学报 **56** 514]

Selection of regularization parameters using an atmospheric retrievable index in a retrieval of atmospheric profile*

He Ming-Yuan[†] Du Hua-Dong Long Zhi-Yong Huang Si-Xun

(*Institute of Meteorology, Chinese People's Liberation Army University of Science and Technology, Nanjing 211101, China*)

(Received 14 February 2011; revised manuscript received 27 March 2011)

Abstract

Using an atmospheric retrievable index and The Nelder-Mead simplex method, a dynamic regularization parameter selection method for the retrieval of atmospheric profile with remote sensing data. And a series of test is carried out with four typical regional profiles. The results show that the ranges of the optimal regularization parameter for different profiles are small. And to improve computational efficiency in the actual retrieval process, the regularization parameter can be approximately taken as a constant. The results provide a valuable method of selecting the regularization parameters in the retrieval of atmospheric profiles using the remote sensing data.

Keywords: minimum-information retrievals, regularization parameters, atmospheric retrievable index

PACS: 42.68.Wt

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 41175025, 41105012), and the Advanced Research Foundation for National major Utility Technology of China (Grant No. GYH200806029).

[†] E-mail: hmy008@sina.com