

基于最优估计理论、联合星载主被动传感器资料的液态云微物理特性反演研究*

韩丁 严卫[†] 蔡丹 杨汉乐

(解放军理工大学气象海洋学院, 南京 211101)

(2012年12月17日收到; 2013年3月21日收到修改稿)

针对液态云微物理特性精确反演的迫切需求, 综合主被动传感器的探测优势, 联合 CloudSat 雷达反射率和 Aqua 光学厚度资料, 提出基于最优估计理论的液态云微物理参数反演算法. 通过假设粒子谱服从对数正态分布, 基于前向物理模式建立测量变量与反演变量的函数关系, 借助谱分布参数的先验信息、通过算法迭代得到谱参数的最优解, 进而利用前向物理模式反演液态云微物理参数, 并根据误差传递理论计算反演不确定度. 通过设计反演方案, 基于实测个例数据并与 CloudSat 官方发布产品和经验算法反演结果对比验证. 结果表明: 基于最优估计理论、联合主被动传感器资料的液态云微物理参数反演结果与官方发布产品一致性较好, 弥补了经验算法误差大、扩展性差的不足, 对于开展国内星载和机载 W 波段毫米波雷达液态云微物理参数反演研究具有重要的借鉴意义.

关键词: CloudSat, Aqua, 液态云, 最优估计理论

PACS: 92.60.Nv, 93.85.Bc, 93.85.-q

DOI: 10.7498/aps.62.149201

1 引言

云是由大气中水汽凝结 (或凝华) 成的水滴、过冷水滴、冰晶或它们混合组成的漂浮于空气中的可见聚集体, 在地 - 气系统的水汽循环和辐射收支中具有重要调节作用^[1], 是影响天气预报和气候变化的重要因子^[2,3]. 云的微观物理参数如云水含量、粒子半径、粒子数浓度等对于精细化天气过程分析、人工影响天气作业以及降水云和非降水云的准确识别具有重要意义^[4,5], 同时, 其严重影响着现代军事行动中的诸多作战单元, 如精确制导中影响光学传感器的制导性能, 侦查预警中降低侦查距离以及对目标的识别能力等. 因此, 准确获取云的微观物理参数成为当前云物理学研究和军事气象保障的主要内容, 具有重要的科学意义和军事价值.

液态云的微物理参数主要包括液态云几何平均半径、有效粒子半径、消光系数、液态水含量、

液态水路径等, 获取各参数精确值的最有效和最直接的方式便是通过飞机搭载仪器实现穿云探测, 但飞机探测成本较高、探测区域有限且受天气条件影响较大, 不利于液态云微物理参数的大范围、全天候和全方位探测需求. 毫米波雷达由于具有比天气雷达更高的探测灵敏度, 可探测直径远小于其波长的云滴粒子, 并能切开云层表面研究其内部结构分布, 实现云水平与垂直结构特征的连续性监测分析, 已成为当前云微物理特性研究的主要手段之一. 而利用单一设备进行反演往往受其时空分辨率、数据精度和探测范围等的限制, 难以获取准确的液态云微物理参数信息. 因此, 本文在利用星载主动毫米波雷达资料的基础上, 融入被动光谱辐射计资料进行联合探测, 充分发挥主被动设备的探测优势, 实现液态云微物理参数更准确而系统地反演, 对于揭示液态云内部详细的微物理结构特征具有重要意义.

目前, 液态云微物理参数的反演主要借助经验

* 国家自然科学基金 (批准号: 41076118) 和国家自然科学基金青年科学基金 (批准号: 41005018) 资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: weiyang2002net@yahoo.com

关系算法来完成,即以大量的实验数据为基础、利用函数拟合的方式建立起测量变量即雷达反射率与待反演变量即液态云微物理参数之间的经验关系,通常为指数函数的形式.如 Atlas^[6]利用地基毫米波雷达资料和飞机实测谱参数数据,首次得到雷达反射率、液态水含量和云粒子直径三者之间的经验关系式,奠定了经验关系反演液态云微物理参数的基础. Sauvageot 和 Omar^[7]基于雷达和飞机实测资料给出了非降水云和弱降水云雷达反射率与微物理参数之间的经验关系表达式,并将 -15 dBZ 作为区分降水云和非降水云的界限.随后,众多学者也都开展了相关研究,建立了针对不同降水条件和不同类型云的雷达反射率因子与液态云微物理参数之间的经验关系^[8-12].然而,经验关系算法虽然计算简单,易于操作,但其经验系数的选取地域性强,反演结果误差大,算法的扩展性也较差,无法通过添加更多的测量信息来提高反演精度,不利于液态云微物理参数的业务化反演研究,因而迫切需要研究利用其他方法来提高液态云微物理参数的反演精度,而 Rodgers^[13]提出的最优估计理论为液态云微物理参数的反演研究开创了新的局面.因此,本文提出一种基于最优估计理论、联合星载主被动多传感器资料的液态云微物理参数反演新方法,即通过联合全球首颗云卫星 CloudSat 上搭载的 94 GHz 云廓线雷达 (cloud profiling radar, CPR) 实测资料,以及 Aqua 卫星上搭载的中分辨率成像辐射光谱仪 (moderate resolution imaging spectroradiometer, MODIS) 探测的光学厚度信息,基于前向物理模式并假设粒子谱服从对数正态分布,建立测量变量 (雷达反射率和光学厚度) 与待反演变量 (液态云微物理参数) 之间的函数关系,利用最优估计理论实现液态云微物理参数的反演,而当光学厚度无法获取时,仅利用雷达反射率进行反演.最后,将反演结果与 CloudSat 官方发布产品以及经验关系反演结果进行对比验证,分析讨论本文提出的新算法所反演的液态云微物理参数的有效性和准确性.

2 数据来源

CloudSat 数据处理中心 (data processing center, DPC) 主要向全球发布两类数据产品,即标准数据产品 (standard data products, SDPs) 和辅助数据产品 (auxiliary data products, ADPs).其中,标准数据产品分为 4 级 (level1, level2, level3 和 level4),主要

提供雷达反射率、云几何廓线、云分类、液(冰)态云微物理参数、降水强度及范围、云的光学厚度、辐射率和加热率等信息;辅助数据产品分为 4 类 (1A-AUX, ECMWF-AUX, MODIS-AUX 和 LIDAR-AUX),主要包括 CPR 的原始数据、地理和高度信息、ECMWF 提供的温度、气压、比湿数据以及 MODIS 和云-气溶胶垂直偏振激光雷达 (cloud-aerosol lidar with orthogonal polarization, CALIOP) 提供的与云有关的其他辅助信息.标准数据产品中,2B-GEOPROF 主要提供雷达的反射率因子、CPR 云盖、大气衰减、MODIS 云量等信息;2B-CLDCLASS 主要提供常见八种典型云的分类结果,即卷云 (cirrus, Ci)、高积云 (altocumulus, Ac)、高层云 (altostratus, As)、层云 (stratus, St)、层积云 (stratocumulus, Sc)、积云 (cumulus, Cu)、雨层云 (nimbostratus, Ns) 和深对流云 (deep convective cloud, Deep),对于深入研究各类云的物理特性具有重要意义;2B-CWC-RVOD 则提供液(冰)态云微物理参数及其不确定度产品,以及最优估计理论反演时所需的先验信息和雷达反射率不确定度资料,由于难以获取飞机穿云的宝贵实测资料,因此该产品也作为对论文反演结果合理性验证的主要数据源.

搭载于 Aqua 卫星上的 MODIS 作为新一代的“图谱合一”光学遥感仪器,具有 36 个光谱通道,分布在 $0.4-14 \mu\text{m}$ 的光谱范围内,探测地表分辨率为 0.25, 0.5 和 1 km,扫描宽度为 2330 km,主要用于大气、海洋和陆地表面等地球综合信息的探测,对于自然灾害与生态环境监测、全球环境与气候变化研究具有重要意义.MODIS 可提供 44 种标准数据产品即 MYD01-MYD44 进行全球变化研究,主要分为辐射率和定位产品、大气产品、海洋产品以及陆地产品四种类型.其中,与云物理特性有关的产品主要为 MYD04-MYD08 以及 MYD35,应用较多的主要为 MYD06 产品,提供云相态、有效粒子半径、光学厚度、有效发射率、云水路径、云顶温度和高度、云量以及卷云反射率等信息,可用于云微物理特性的研究.

3 前向物理模式

当前对于液态云粒子尺度分布的描述主要有三种,即伽马分布、对数正态分布和修正的伽马分布^[14-17].其中,伽马分布与对数正态分布反演得到的液态云微物理参数误差在同一量级,但对数正

态分布的误差相对较小,二者也经常应用到云与辐射传输的研究中,其仅为云粒子尺度分布的两种不同表达形式,而 Mile 等^[16]的研究也表明两种分布都能够很好地模拟陆地和海洋上空云粒子的尺度分布情况.因此,这里采用对数正态分布来计算液态云的微物理参数,此时的分布函数 $N(r)$ 可描述为^[17]

$$N(r) = \frac{N_T}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\log}r} \exp\left[\frac{-\ln^2(r/r_g)}{2\sigma_{\log}^2}\right], \quad (1)$$

式中 N_T 代表粒子数密度, r 代表粒子半径,单位分别为 cm^{-3} 和 μm , 参数 r_g , σ_{\log} , σ_g 分别定义为

$$\ln r_g = \overline{\ln r}, \quad \sigma_{\log} = \ln \sigma_g, \\ \sigma_g^2 = \overline{(\ln r - \ln r_g)^2},$$

其中, r_g 代表几何平均半径,单位为 μm ; σ_{\log} 代表分布宽度参数,为无量纲变量; σ_g 代表几何标准差, \ln 表示自然对数变换,上画线表示求算术平均.

在毫米波段,由于云粒子足够小,可以用瑞利散射来近似;在可见光波段,云粒子足够大,此时的消光效率接近 2.0^[18].根据雷达反射率因子 Z ($\text{mm}^6 \cdot \text{m}^{-3}$)、光学厚度 τ (无量纲)、有效粒子半径 r_e (μm)、可见光消光系数 σ_{ext} (km^{-1})、液态水含量 LWC ($\text{g} \cdot \text{m}^{-3}$) 以及液态水路径 LWP ($\text{g} \cdot \text{m}^{-2}$) 的定义,可推导出

$$Z(z) = 64 \int_0^\infty N(r)r^6 dr \\ = 64N_T r_g^6 \exp(18\sigma_{\log}^2) 10^{-12}, \quad (2)$$

$$\tau = \int_{z_{\text{base}}}^{z_{\text{top}}} \sigma_{\text{ext}}(z) dz = \Delta z \sum_{i=1}^n \sigma_{\text{ext}}(z_i), \quad (3)$$

$$r_e(z) = \frac{\int_0^\infty N(r)r^3 dr}{\int_0^\infty N(r)r^2 dr} \\ = r_g \exp\left(\frac{5}{2}\sigma_{\log}^2\right), \quad (4)$$

$$\sigma_{\text{ext}}(z) = 2 \int_0^\infty N(r)\pi r^2 dr \\ = 2\pi N_T r_g^2 \exp(2\sigma_{\log}^2) 10^{-3}, \quad (5)$$

$$LWC(z) = \int_0^\infty \rho_w N(r) \frac{4\pi}{3} r^3 dr \\ = \frac{4\pi}{3} N_T \rho_w r_g^3 \exp\left(\frac{9}{2}\sigma_{\log}^2\right) 10^{-6}, \quad (6)$$

$$LWP = \int_{z_{\text{base}}}^{z_{\text{top}}} LWC(z) dz \\ = \Delta z \sum_{i=1}^p LWC(z_i) 10^3, \quad (7)$$

其中, ρ_w , z_{base} 和 z_{top} 分别代表水的密度、云底高和云顶高, $\Delta z = 0.24 \text{ km}$ 代表雷达距离库长, $\rho_w = 1 \text{ g} \cdot \text{cm}^{-3}$ 代表水的密度. (2)—(7) 式描述了云的固有物理特性,其中 r_e , σ_{ext} , LWC 和 LWP 为待反演的液态云微物理变量, Z 和 τ 对应 CPR 和 MODIS 的测量变量,而所有变量都是对数正态分布参数 r_g , N_T 和 σ_{\log} 的函数.若假设廓线内 r_g 不随高度变化,则利用 (2) 和 (3) 式以及 (6) 和 (7) 式可得

$$\ln I_Z \propto \ln LWP + 3 \ln r_g, \quad (8)$$

$$\ln \tau \propto \ln LWP - \ln r_g, \quad (9)$$

式中 $I_Z = \int_{z_{\text{base}}}^{z_{\text{top}}} Z(z) dz$ 代表廓线内雷达反射率沿高度的积分.若取云层厚度为 1 km,则可得到图 1 所示各参数之间的关系.根据 (8) 和 (9) 式以及图 1 中垂直相交的等值线可知, I_Z 和 τ 各自包含独立的 r_g 和 LWP 信息,而 τ 的加入可实现对 r_g 和 LWP 的进一步修正, Z 和 τ 融合了主被动传感器的探测优势,可以得到更为准确的反演结果,而 τ 当无法获取时,仍可利用 Z 实现液态云微物理参数的反演.

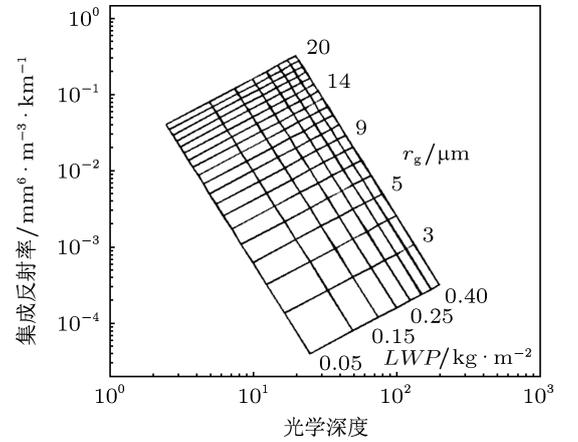


图 1 r_g , LWP , I_Z 和 τ 之间的关系

由于雷达接收的给定距离库内云粒子散射能量为经过其路径上云粒子和大气分子双向积分衰减后的结果,且对于 94 GHz 毫米波雷达而言,路径上各种粒子的散射效应远小于吸收效应.因此,在进行衰减计算时仅考虑粒子的吸收效应,从而得到雷达反射率因子 Z' 和吸收系数 σ_{abs} 分别为

$$Z'(z) = Z(z) \exp\left[-2 \int_{\text{path}} \sigma_{\text{abs}}(z') dz'\right], \quad (10)$$

$$\sigma_{\text{abs}} = \frac{8\pi^2 N_T}{\lambda} \text{Im}[-K] r_g^3 \exp\left(\frac{9}{2}\sigma_{\log}^2\right), \quad (11)$$

其中, path 表示 z 高度处距离库与雷达接收机之间的积分路径, λ 代表雷达波长, $K = (m^2 - 1)/(m^2 + 2)$, m 代表粒子复折射指数.

综上所述, 通过假设液态云粒子谱服从对数正态分布, 便可借助三个分布参数 $r_g(z)$, $N_T(z)$ 和 $\sigma_{\log}(z)$ 来描述测量变量和反演变量, 这里假设三个参数都随高度变化. 因此, 若能通过反演得到三个分布参数的大小, 则可借助 (4)–(7) 式计算出液态云微物理参数的取值.

4 最优估计理论

4.1 算法描述

液态云微物理参数的反演主要基于 Rodgers^[13] 以及 Marks 和 Rodgers^[19] 提出的最优估计理论, 通过前向物理模式 F 建立状态向量 \mathbf{x} 和测量向量 \mathbf{y} 之间的函数关系

$$\mathbf{y} = F(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\varepsilon}_y, \quad (12)$$

其中, $F(\mathbf{x})$ 代表前向物理模式向量, $\boldsymbol{\varepsilon}_y$ 代表测量误差向量, 状态向量 \mathbf{x} 即为三个分布参数 r_g , N_T 和 σ_{\log} , 测量向量 \mathbf{y} 对应测量变量 Z 和 τ . 假设廓线内有云距离库为 n 个, 则 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 可表示为

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} r_g(z_1) \\ \vdots \\ r_g(z_n) \\ N_T(z_1) \\ \vdots \\ N_T(z_n) \\ \sigma_{\log}(z_1) \\ \vdots \\ \sigma_{\log}(z_n) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} Z'_{\text{dB}}(z_1) \\ \vdots \\ Z'_{\text{dB}}(z_n) \\ \tau \end{bmatrix}, \quad (13)$$

其中, $Z'_{\text{dB}}(z_i) = 10 \lg Z'(z_i)$, z_1 和 z_n 分别代表云底和云顶雷达距离库高度. 反演算法在代价函数 Φ 取得最小值的条件下求得最优解, 而 Φ 代表状态向量与先验信息差分以及测量向量与前向模式差分的权重之和, 即为

$$\Phi = (\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_a)^T \mathbf{S}_a^{-1} (\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_a) + [\mathbf{y} - F(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{S}_y^{-1} [\mathbf{y} - F(\hat{\mathbf{x}})], \quad (14)$$

式中 $\hat{\mathbf{x}}$ 和 $F(\hat{\mathbf{x}})$ 分别代表迭代计算后的状态向量和前向物理模式向量, \mathbf{x}_a 和 \mathbf{S}_a 分别代表先验状态向量及其误差协方差矩阵, \mathbf{S}_y 代表前向物理模式误差协方差矩阵. 由 (12) 式可知模式参数为 0, 因此 \mathbf{S}_y 与测量误差协方差矩阵 \mathbf{S}_ε 相同, 假设 \mathbf{y} 中各变量的误差相互独立, 则 \mathbf{S}_y 可表示为

$$\mathbf{S}_y = \mathbf{S}_\varepsilon = \begin{bmatrix} \sigma_{Z'_{\text{dB}1}}^2 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & \vdots & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \sigma_{Z'_{\text{dB}n}}^2 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 0 & \sigma_\tau^2 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

式中 $\sigma_{Z'_{\text{dB}i}}$ 和 σ_τ 分别代表雷达反射率因子和光学厚度的测量标准差.

4.2 模式参数化

前向物理模式 $F(\mathbf{x})$ 具有与测量向量 \mathbf{y} 相同的维数, 用于描述状态向量 \mathbf{x} 和测量向量 \mathbf{y} 之间的函数关系, 可具体表示如下

$$F(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} Z'_{\text{dBFM}}(z_1) \\ \vdots \\ Z'_{\text{dBFM}}(z_n) \\ \tau_{\text{FM}} \end{bmatrix}, \quad (16)$$

其中,

$$Z'_{\text{dBFM}}(z_i) = 10 \lg \left\{ 64 N_{Ti} r_{gi}^6 \exp(18 \sigma_{\log i}^2) \times \exp \left[\frac{-16 \pi^2 N_{Ti}}{\lambda} \text{Im}\{-K\} \right] \times \exp \left(\frac{9}{2} \sigma_{\log i}^2 \right) \Delta z \sum_{j=i+1}^n r_{gj}^3 \right\} \\ i = 1, \dots, n-1$$

$$Z'_{\text{dBFM}}(z_i) = 10 \lg \left[64 N_{Ti} r_{gi}^6 \exp(18 \sigma_{\log i}^2) \right] \\ i = n, \\ \tau_{\text{FM}} = \Delta z \sum_{i=1}^n [2 \pi N_{Ti} r_{gi}^2 \exp(2 \sigma_{\log i}^2)], \quad (17)$$

式中 $Z'_{\text{dBFM}}(z_i)$ 和 τ_{FM} 的下标 FM 代表雷达反射率因子和光学厚度通过前向物理模式方程组 (17) 计算得到.

4.3 先验数据及反演表达式

对于每条廓线而言, 测量变量仅包括各有云距
离库内的雷达反射率以及整个廓线的光学厚度信息,
而反演变量对应每个距离库内的三个分布参数,
反演变量的数量大于测量变量, 因而需借助先验信息
对反演过程进行约束, 从而保证迭代过程的收敛
以及反演结果的有效性. 基于最优估计理论的液态
云微物理参数反演所用先验数据信息源自云微物
理参数测量数据集, 该数据集通过对不同类型云、
不同物理机制(陆地或海洋上) 以及不同地理区域
(热带或中纬度地区) 的云微物理参数进行统计分
析得到, 具体可参考 Miles 等^[16] 的研究结果. 先验

状态向量 \mathbf{x}_a 及其协方差矩阵 \mathbf{S}_a 可表示为

$$\mathbf{x}_a = \begin{bmatrix} r_{ga}(z_1) \\ \vdots \\ r_{ga}(z_n) \\ N_{Ta}(z_1) \\ \vdots \\ N_{Ta}(z_n) \\ \sigma_{\log a}(z_1) \\ \vdots \\ \sigma_{\log a}(z_n) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{S}_a = \begin{bmatrix} \sigma_{r_{ga1}}^2 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & 0 & \sigma_{r_{gan}}^2 & 0 & \cdots & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \sigma_{N_{Ta1}}^2 & 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \cdots & \vdots & 0 & \ddots & 0 & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \sigma_{N_{Tan}}^2 & 0 & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & \cdots & 0 & \sigma_{\sigma_{\log a1}}^2 & 0 & \vdots \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & \sigma_{\sigma_{\log an}}^2 \end{bmatrix}, \quad (18)$$

基于 Miles 等^[16] 对云微物理参数的统计结果,
可通过调整 \mathbf{x}_a 和 \mathbf{S}_a 内各变量的大小来实现对不
同物理机制下各类云微物理参数的反演. 为定量分
析反演结果对先验数据的依赖程度, 定义“平均核
矩阵” \mathbf{A} 为^[20]

$$\mathbf{A} = \mathbf{S}_a \mathbf{K}^T (\mathbf{K} \mathbf{S}_a \mathbf{K}^T + \mathbf{S}_y)^{-1} \mathbf{K}. \quad (19)$$

对于理想的探测系统而言, \mathbf{A} 矩阵为单位矩
阵, 表示反演过程无须依赖先验数据便可实现准确

反演, 然而实际反演过程中由于测量误差和前向物
理模式误差的存在, 必须加入先验信息才能保证反
演过程的顺利进行, 因此矩阵 \mathbf{A} 的对角元素小于 1,
通常位于 0.70—0.95 之间, 表示先验数据对反演结
果有一定影响, 小于该范围说明反演结果较差而大
于该范围则说明反演结果对先验数据的依赖性较
弱. (19) 式中的 \mathbf{K} 代表前向物理模式对状态向量
各元素的灵敏度, 可表示如下

$$\mathbf{K} = \frac{\partial F}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}1}}{\partial r_{g1}} & \cdots & \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}1}}{\partial r_{gn}} & \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}1}}{\partial N_{T1}} & \cdots & 0 & \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}1}}{\partial \sigma_{\log 1}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}n}}{\partial r_{gn}} & 0 & \cdots & \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}n}}{\partial N_{Tn}} & 0 & \cdots & \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}n}}{\partial \sigma_{\log n}} \\ \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial r_{g1}} & \cdots & \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial r_{gn}} & \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial N_{T1}} & \cdots & \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial N_{Tn}} & \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial \sigma_{\log 1}} & \cdots & \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial \sigma_{\log n}} \end{bmatrix}. \quad (20)$$

根据前向物理模式方程组 (17), 可分别计算 \mathbf{K} 矩阵中各变量的表达式为

$$\begin{cases} \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial r_{gi}} = 4\pi\Delta z N_{Ti} r_{gi} \exp(2\sigma_{\log i}^2), \\ \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial N_{Ti}} = 2\pi\Delta z r_{gi}^2 \exp(2\sigma_{\log i}^2), \\ \frac{\partial \tau_{\text{FM}}}{\partial \sigma_{\log i}} = 8\pi\Delta z N_{Ti} \sigma_{\log i} r_{gi}^2 \exp(2\sigma_{\log i}^2), \end{cases} \quad (21)$$

当 $i = n$ 时,

$$\begin{cases} \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}n}}{\partial r_{gn}} = \frac{60}{(\ln 10)r_{gn}}, \\ \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}n}}{\partial N_{Tn}} = \frac{10}{(\ln 10)N_{Tn}}, \\ \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}n}}{\partial \sigma_{\log n}} = \frac{360\sigma_{\log n}}{\ln 10}, \end{cases} \quad (22)$$

当 $i \neq n$ 时,

$$\begin{aligned} \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}i}}{\partial r_{gi}} &= \frac{60}{(\ln 10)r_{gi}}, \\ \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}i}}{\partial N_{Ti}} &= \frac{10}{(\ln 10)N_{Ti}} - \frac{1}{(\ln 10)\lambda} \left[160\pi^2\Delta z \right. \\ &\quad \times \text{Im}\{-K\} \exp\left(\frac{9}{2}\sigma_{\log i}^2\right) \sum_{j=i+1}^p r_{gj}^3 \left. \right], \\ \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}i}}{\partial \sigma_{\log i}} &= \frac{360\sigma_{\log i}}{\ln 10} - \frac{1}{(\ln 10)\lambda} \left[1440\pi^2 N_{Ti} \sigma_{\log i} \right. \\ &\quad \times \Delta z \text{Im}\{-K\} \exp\left(\frac{9}{2}\sigma_{\log i}^2\right) \sum_{j=i+1}^p r_{gj}^3 \left. \right], \\ \frac{\partial Z'_{\text{dBFM}i}}{\partial r_{gj}} &= -\frac{1}{(\ln 10)\lambda} \left[480\pi^2 N_{Ti} r_{gj}^2 \Delta z \text{Im}\{-K\} \right. \\ &\quad \times \exp\left(\frac{9}{2}\sigma_{\log i}^2\right) \left. \right] \quad j = i+1. \end{aligned} \quad (23)$$

通过连续估计状态向量 \mathbf{x} 和矩阵 \mathbf{K} 并最小化代价函数 Φ , 可得到 \mathbf{x} 的迭代解 $\hat{\mathbf{x}}^{i+1}$ 为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}^{i+1} &= (\mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}^T \mathbf{S}_y^{-1} \mathbf{K})^{-1} \{ \mathbf{S}_a^{-1} \mathbf{x}_a \\ &\quad + \mathbf{K}^T \mathbf{S}_y^{-1} [\mathbf{y} - F(\hat{\mathbf{x}}^i) + \mathbf{K}^i \hat{\mathbf{x}}^i] \}, \end{aligned} \quad (24)$$

式中上标 i 和 $i+1$ 代表迭代次数, 而反演算法的收敛需满足下述条件

$$\Delta \hat{\mathbf{x}}^T \mathbf{S}_x^{-1} \Delta \hat{\mathbf{x}} < 0.03n, \quad (25)$$

其中, \mathbf{S}_x 代表迭代状态向量 $\hat{\mathbf{x}}$ 的误差协方差矩阵, 可通过下式计算得到

$$\mathbf{S}_x = (\mathbf{S}_a^{-1} + \mathbf{K}^T \mathbf{S}_y^{-1} \mathbf{K})^{-1}. \quad (26)$$

矩阵 \mathbf{S}_x 的对角元素对应 $\hat{\mathbf{x}}$ 中三个分布参数变量的方差, 而非对角元素则对应 $\hat{\mathbf{x}}$ 中各变量间的协

方差. 为定量描述最优估计理论反演结果与 Cloud-Sat 测量值之间的匹配程度, Marks 和 Rodgers^[19] 提出利用 χ^2 分布来描述反演结果的有效性, 即代价函数满足 χ^2 分布

$$\begin{aligned} \chi^2 &= (\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_a)^T \mathbf{S}_a^{-1} (\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_a) \\ &\quad + [\mathbf{y} - F(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{S}_y^{-1} [\mathbf{y} - F(\hat{\mathbf{x}})]. \end{aligned} \quad (27)$$

当 χ^2 的取值与 \mathbf{y} 的维数即 $n+1$ 相等时, 表明最优估计理论取得较好的反演效果. 为方便分析, 通常对其做归一化处理, 即 $\chi^2/(n+1)$.

4.4 误差分析

根据 (26) 式可知, 状态向量的误差主要由两部分构成, 即右边第一项代表先验数据误差, 第二项为前向物理模式误差的作用结果. 若先验误差 \mathbf{S}_a 较大, 则反演误差 \mathbf{S}_x 由模式误差 \mathbf{S}_y 决定, 反之亦然. 由于 \mathbf{S}_x 主要提供三个分布参数的方差以及各参数间的协方差, 而反演所需为液态云各微物理参数的标准差或不确定度. 因此, 根据误差传递理论, 并充分考虑各分布参数误差之间的相关性, 则可计算出液态云微物理参数 r_e , σ_{ext} , LWC 和 LWP 的反演不确定度分别为

$$\begin{aligned} \sigma_{r_{ei}} &= \left[e^{5\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}}^2 + 25\sigma_{\log i}^2 r_{gi}^2 e^{5\sigma_{\log i}^2} \sigma_{\sigma_{\log i}}^2 \right. \\ &\quad \left. + 10\sigma_{\log i} r_{gi} e^{5\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}\sigma_{\log i}} \right]^{1/2}, \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{\sigma_{\text{ext}i}} &= \left[16\pi^2 N_{Ti}^2 r_{gi}^2 e^{4\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}}^2 \right. \\ &\quad + 64\pi^2 N_{Ti}^2 \sigma_{\log i}^2 r_{gi}^4 e^{4\sigma_{\log i}^2} \sigma_{\sigma_{\log i}}^2 \\ &\quad + 4\pi^2 r_{gi}^4 e^{4\sigma_{\log i}^2} \sigma_{N_{Ti}}^2 + 16\pi^2 N_{Ti} r_{gi}^3 e^{4\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}N_{Ti}} \\ &\quad + 64\pi^2 N_{Ti}^2 \sigma_{\log i}^2 r_{gi}^3 e^{4\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}\sigma_{\log i}} \\ &\quad \left. + 32\pi^2 N_{Ti} \sigma_{\log i} r_{gi}^4 e^{4\sigma_{\log i}^2} \sigma_{N_{Ti}\sigma_{\log i}} \right]^{1/2}, \end{aligned} \quad (29)$$

$$\begin{aligned} \sigma_{LWC_i} &= \left[16\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti}^2 r_{gi}^4 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}}^2 \right. \\ &\quad + 144\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti}^2 \sigma_{\log i}^2 r_{gi}^6 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{\sigma_{\log i}}^2 \\ &\quad + 16\pi^2 \rho_w^2 r_{gi}^6 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{N_{Ti}}^2 / 9 \\ &\quad + 96\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti}^2 r_{gi}^5 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}\sigma_{\log i}} \\ &\quad + 32\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti} r_{gi}^5 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}N_{Ti}} / 3 \\ &\quad \left. + 32\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti} r_{gi}^6 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{N_{Ti}\sigma_{\log i}} \right]^{1/2}, \end{aligned} \quad (30)$$

$$\begin{aligned}
 \sigma_{LWP} = \Delta z & \left[\sum_{i=1}^p 16\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti}^2 r_{gi}^4 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}}^2 \right. \\
 & + \sum_{i=1}^p 144\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti}^2 \sigma_{\log i}^2 r_{gi}^6 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{\sigma_{\log i}}^2 \\
 & + \sum_{i=1}^p 16\pi^2 \rho_w^2 r_{gi}^6 e^{9\sigma_{\log i}^2} \sigma_{N_{Ti}}^2 / 9 \\
 & + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p 96\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti} r_{gi}^2 e^{4.5\sigma_{\log i}^2} N_{Tj} \sigma_{\log j} r_{gj}^3 \\
 & \times e^{4.5\sigma_{\log j}^2} \sigma_{r_{gi}\sigma_{\log j}} \\
 & + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p 32\pi^2 \rho_w^2 r_{gi}^2 N_{Ti} e^{4.5\sigma_{\log i}^2} r_{gj}^3 \\
 & \times e^{4.5\sigma_{\log i}^2} \sigma_{r_{gi}N_{Tj}} / 3 \\
 & + \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p 32\pi^2 \rho_w^2 r_{gi}^3 e^{4.5\sigma_{\log i}^2} N_{Tj} \sigma_{\log j} r_{gj}^3 \\
 & \times e^{4.5\sigma_{\log j}^2} \sigma_{N_{Ti}\sigma_{\log j}} \\
 & + \sum_{i=1}^{p-1} \sum_{j=i+1}^p 32\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti} r_{gi}^2 e^{4.5\sigma_{\log i}^2} N_{Tj} r_{gj}^2 \\
 & \times e^{4.5\sigma_{\log j}^2} \sigma_{r_{gi}r_{gj}} \\
 & + \sum_{i=1}^{p-1} \sum_{j=i+1}^p 32\pi^2 \rho_w^2 r_{gi}^3 e^{4.5\sigma_{\log i}^2} r_{gj}^3 \\
 & \times e^{4.5\sigma_{\log j}^2} \sigma_{N_{Ti}N_{Tj}} / 9 \\
 & + \sum_{i=1}^{p-1} \sum_{j=i+1}^p 288\pi^2 \rho_w^2 N_{Ti} \sigma_{\log i} r_{gi}^3 \\
 & \left. \times e^{4.5\sigma_{\log i}^2} N_{Tj} \sigma_{\log j} r_{gj}^3 e^{4.5\sigma_{\log j}^2} \sigma_{\sigma_{\log i}\sigma_{\log j}} \right]^{1/2}, \quad (31)
 \end{aligned}$$

其中, $\sigma_{r_{gi}}$, $\sigma_{N_{Ti}}$ 和 $\sigma_{\sigma_{\log i}}$ 分别代表 r_{gi} , N_{Ti} 和 $\sigma_{\log i}$ 的标准差, $\sigma_{r_{gi}\sigma_{\log j}}$, $\sigma_{r_{gi}N_{Tj}}$ 和 $\sigma_{N_{Ti}\sigma_{\log j}}$ 分别表示 r_{gi} 与 $\sigma_{\log j}$, r_{gi} 与 N_{Tj} 以及 N_{Ti} 与 $\sigma_{\log j}$ 的协方差.

5 方案设计与结果分析

5.1 方案设计

基于前向物理模式方程, 结合最优估计理论算法特点, 利用 CloudSat 雷达反射率和 Aqua 光学厚度实测数据, 设计出液态云微物理参数反演的具体流程, 如图 2 所示, 主要分为四个部分.

1) 数据预处理. 主要完成数据读取、配准、云检测以及初始矩阵的建立, 如图 2 中第 I 部分所示. 首先, 读取输入数据, 主要读取 2B-GEOPROF 提供

的雷达反射率、大气衰减、云盖值 (描述有云概率的参数, 取值为 0—40, 数值越大表明云层被误检测的概率越小)、经纬度和高度信息, 2B-CLDCLASS 提供的八种典型云分类信息, 2B-CWC-RVOD 提供的初始状态向量先验数据以及雷达反射率不确定度信息, MYD06 提供的 1 km 空间分辨率的光学厚度及其不确定度数据. 由于 CPR 和 MODIS 具有不同的时空分辨率, 且 CloudSat 仅滞后 Aqua 约 30 s, 因此可认为二者满足时间匹配条件, 只需对数据进行空间匹配, 即将 MODIS 的 1 km × 1 km 光学厚度信息插值到 CPR 的 1.1 km × 1.4 km 空间分辨率中, 并剔除无效和错误信息, 从而保证算法输入数据的有效性. 其次, 利用云盖值进行云检测, 定义云盖位于 20—40 之间的区域为有云区域. 最后, 构建初始矩阵, 包括先验状态向量误差协方差矩阵 S_a 和测量误差协方差矩阵 S_e , 并赋值先验状态向量 x_a 至迭代状态向量 x^i , 初始化过程完成.

2) 迭代计算. 主要完成迭代过程中各相关变量的计算, 如图 2 中第 II 部分所示. 迭代过程基于最优估计理论, 利用 (16) 和 (17) 式计算前向物理模式 $F(x)$, (20)—(23) 式计算 K 矩阵以及 (26) 式计算 S_x , 进而根据 (24) 式计算状态向量的迭代解 x^{i+1} 并判断其大小, 若为负则舍弃, 并判断迭代次数, 若大于 20 次同样舍弃, 随后判断 (25) 式是否满足收敛条件, 若满足则进入下一过程, 否则继续进行迭代, 直至 x^{i+1} 为正、迭代次数小于 20 且满足收敛条件, 否则舍弃迭代解.

3) 微物理参数反演及其不确定度计算, 对应图 2 中第 III 部分. 利用 S_x 获取状态向量各变量的不确定度, 根据 (19) 和 (27) 式计算 A 矩阵和 χ^2 分布大小, 借助前向物理模式中的 (4)—(7) 式计算液态云微物理参数 r_c , σ_{ext} , LWC 和 LWP , 并通过 (28)—(31) 式计算各参数的不确定度.

4) 线性化处理及结果输出, 主要由图 2 第 IV 部分完成. 上述反演过程假设整条廓线都为液态云, 然而, 随着高度上升, 温度逐渐降低, 云层可能为液相、冰水混合相或冰相. 因此, 需根据云层相态信息提取液态云微物理参数的反演结果, 这里主要利用温度来判断云层的相态, 即当温度 $T < -20^\circ\text{C}$ 时, 判定为冰云, 舍弃此时的反演结果; 当 $T > 0^\circ\text{C}$ 时, 判定为液态云, 此时的反演结果全部采纳; 当 $0^\circ\text{C} > T > -20^\circ\text{C}$ 时, 判定为冰水混合相云, 此时根据温度的变化对反演结果 (主要为 N_T , LWC 和

LWP) 进行线性化处理, 其中各距离库内的 N_T 和 LWC 乘以线性化系数 $\alpha = (T - 253.15)/20$, LWP 则根据新的 LWC 计算. 综合各温度范围的处理结

果, 得到整条廓线液态云微物理参数的反演结果, 进而将各微物理参量及其不确定度信息写入 HDF 文件进行输出, 完成参数反演过程.

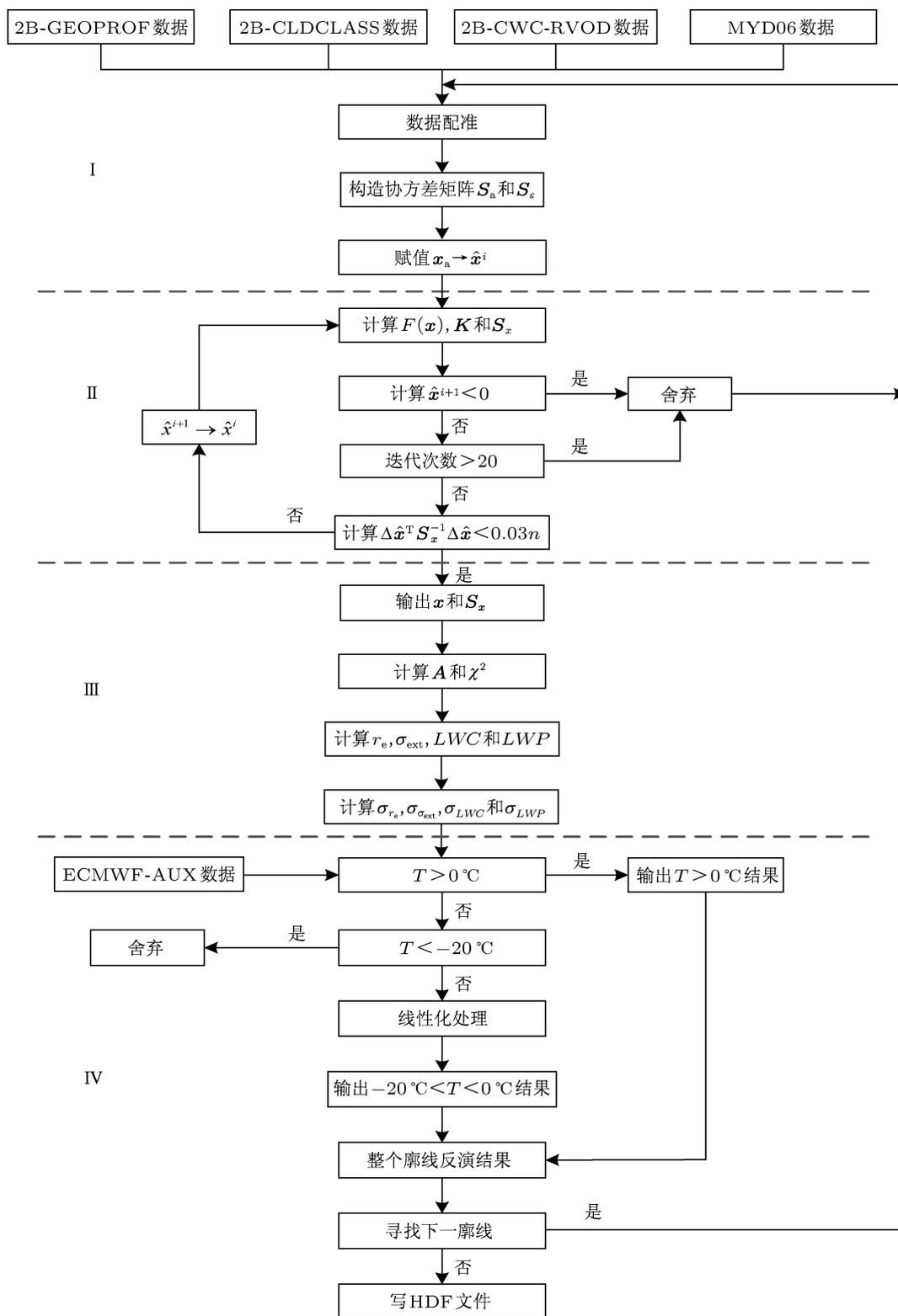


图 2 液态云微物理参数反演方案设计

5.2 个例分析

本文共选取了两个个例来分析基于最优估计理论、联合 CloudSat 和 Aqua 卫星资料的液态云微物理参数反演结果, 由于 MODIS 的光学厚度数据存在缺失, 因此个例数据选取的原则便是要保证 MODIS 光学厚度信息的完整性. 其中, 个例一所用数据轨道号为 05779, 起止时间为 2007 年 5 月 30 日 05:33:27 至 05:36:25, 经、纬度范围为 110.5° — 103.1° E, 55.7° — 66.0° N. 图 3 所示为 CloudSat 和 Aqua 卫星的实测数据分布, 其中, 图 3(a) 代表 CPR 测量的雷达反射率因子垂直分布特征, 从图中可以看出, 雷达反射率因子集中在 -20 — 5 dBZ 之间, 主要分布在 9 km 以下高度且以 4.5 km 为界分为上下两块云层, 且下层云的回波强度大于上层

云; 图 3(b) 为 CPR 基于云层尺度、降水特性、回波强度及对应温度等特征得到的云分类产品, 个例云层为高层云、层积云和雨层云, 主要为中低云分布, 结合图 3(a) 可知, 雨层云的回波强度较大, 原因在于其属于典型的弱降水云, 相对于高层云和层积云等非降水云而言, 雨层云粒子的尺度略偏大; 图 3(c) 为基于 ECMWF 辅助数据得到的云层内部温度的剖面分布, 可以看出明显的温度分层结构, 且 4.5 km 以下高度对应温度大于 250 K 的云层, 即主要为液态云或混合相云; 图 3(d) 为 MODIS 测量的光学厚度沿 CPR 轨道插值后的结果, 其与 CPR 云层分布有较好的对应. 另外, 反演个例位于陆地上空, 云层的形成机制比较复杂, 其微物理特性受局地天气条件的影响也较大.

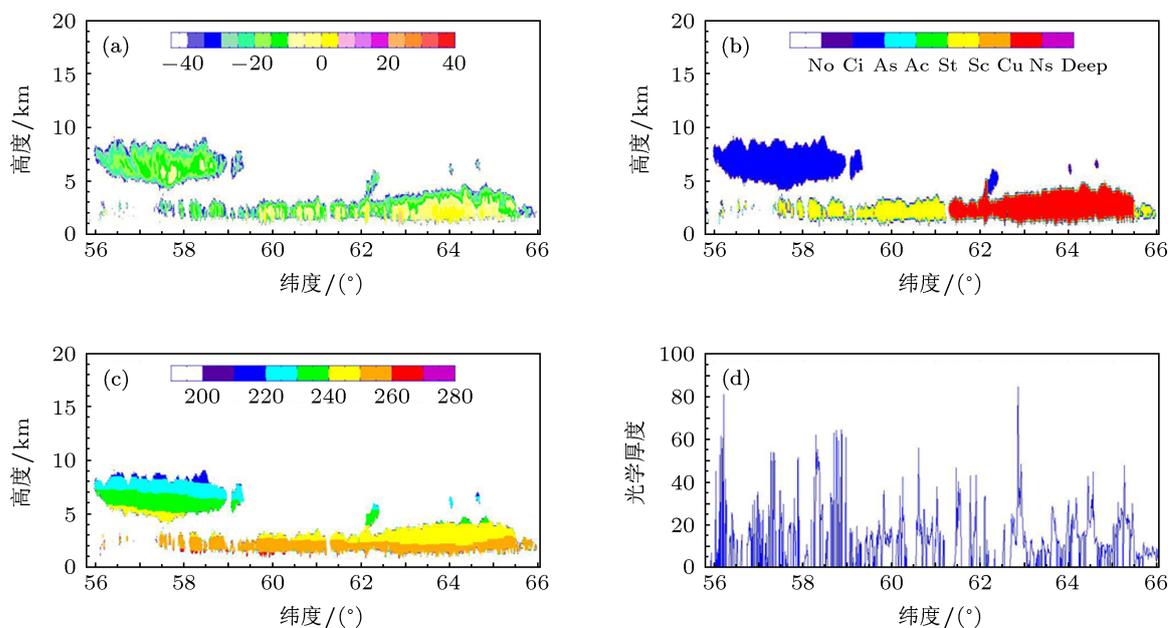


图 3 个例一 CloudSat 和 Aqua 的测量数据分布 (a) 雷达反射率 (单位: dBZ); (b) 云分类; (c) 云内温度 (单位: K); (d) 光学厚度

图 4 为个例一基于最优估计理论、联合 CPR 雷达反射率和 MODIS 光学厚度的液态云微物理参数反演结果, 这里主要针对有效粒子半径、粒子数浓度、分布宽度参数和液态水含量四个参数及其不确定度进行分析. 由于 4.5 km 以上主要为温度小于 250 K 的冰云, 因此液态云反演结果主要针对 4.5 km 以下的层积云和雨层云. 从图 4(a) 和 (b) 可知, 层积云的有效粒子半径集中在 10 — 20 μm 之间, 雨层云内回波强度较大的区域有效粒子半径达到 20 μm 以上, 原因在于层积云云体较薄且云内无降水, 而雨层云云体较厚, 云内可能伴有

毛毛雨等弱降水产生, 不确定度反演结果集中在 1.6 — 2.4 μm 之间, 其中雨层云粒子半径较大值区域的不确定度可达 3 μm . 图 4(c) 和 (d) 为粒子数浓度及其不确定度的反演结果, 图中可明显看出二者随高度不断减小的分布规律, 在云层底部粒子数浓度达到 50 cm^{-3} 以上, 随高度上升逐渐减小至 15 cm^{-3} 左右, 主要因为随高度上升温度逐渐降低, 液态云含量逐渐减少而冰云含量逐渐增加. 分布宽度参数主要分布在 0.4 — 0.8 之间且随高度升高逐渐减小, 其不确定度的分布相对均匀, 介于 0.06 — 0.09 之间, 而 Miles 等^[16] 对陆地云层

分布宽度参数的统计结果为 0.38, 对应不确定度为 0.14 且不随高度变化. 液态水含量反演结果最大可达 $0.2 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 主要对应云层中部, 而云层上部含水量仅有 $0.015 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 原因同样是因为高度的升高导致温度降低, 液态云粒子的含量逐渐减少, 对

应于图 3(c) 中温度由云层中部的 260 K 沿高度逐渐降低至云层上部的 250 K. 雨层云含水量集中在 $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ 以上, 层积云略偏小, 而反演不确定度与液态水含量的分布特征相似, 如图 4(h) 所示.

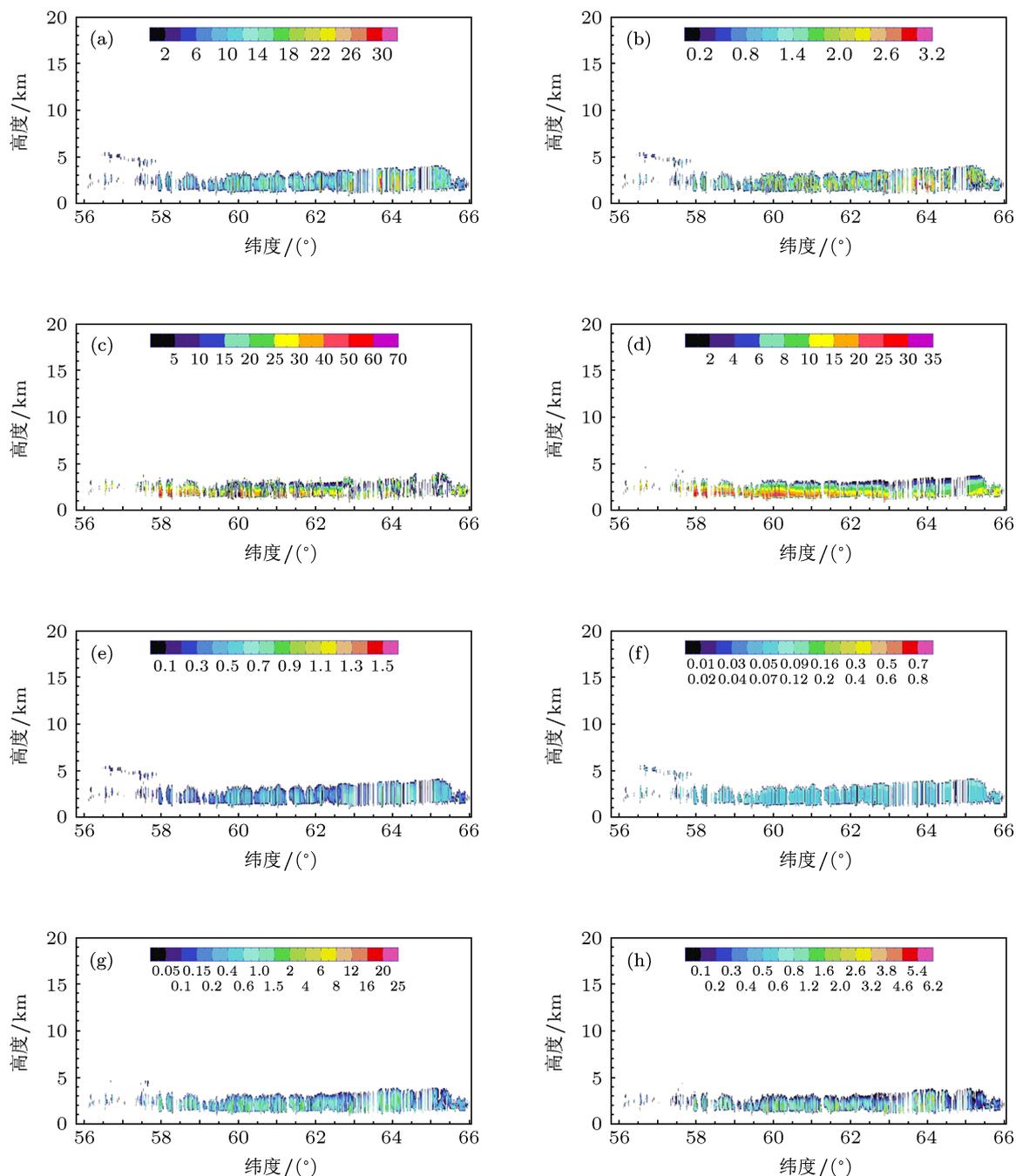


图 4 个例一液态云微物理参数及其不确定度反演结果 (a) 有效粒子半径 (单位: μm); (b) 有效粒子半径不确定度 (单位: μm); (c) 粒子数浓度 (单位: cm^{-3}); (d) 粒子数浓度不确定度 (单位: cm^{-3}); (e) 分布宽度参数; (f) 分布宽度参数不确定度; (g) 液态水含量 (单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$); (h) 液态水含量不确定度 (单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$)

个例二所用数据轨道号为 11665, 起止时间为 2008 年 7 月 7 日 10: 06: 34 至 10: 08: 42, 经、纬度范围分别为 $41.3^\circ\text{—}35.9^\circ\text{E}$ 和 $57.8^\circ\text{—}65.2^\circ\text{N}$, 图

5 为其实测数据分布情况. 其中, 雷达反射率因子的分布表明, 云层高度主要位于 5 km 以下, 回波强度集中在 $-10\text{—}10 \text{ dBZ}$ 之间. 从图 5(b) 的云分

类结果可知, 个例二主要为层积云和积云两种类型, 且层积云占绝大多数. 云内温度具有明显的分层特征, 2 km 以上高度云层温度都小于 270 K, 且云顶可降至 260 K, 而 MODIS 的光学厚度信息与 CPR 检测到的云层分布有很好的对应, 说明光学厚度可应用到本文液态云微物理参数的反演中.

图 6 为个例二的微物理参数反演结果及其不确定性分布. 有效粒子半径的分布表明, 个例二的有效粒子半径位于 8—24 μm 之间, 且 10—16 μm 占绝大多数, 积云内部最大可达 18 μm , 而层积云内回波强度较大的区域其有效粒子半径大于 20 μm . 反演不确定性集中在 1.8 μm 以内, 且有效粒子半

径较大的区域其不确定度也相对较大. 粒子数浓度及其不确定度都随高度升高而减小, 其中云层底部粒子数浓度最大可达 90 cm^{-3} , 对应不确定度为 25 cm^{-3} , 在云顶处粒子数浓度减小至 20 cm^{-3} , 相应的不确定度也减小为 8 cm^{-3} . 分布宽度参数主要位于 0.5—0.7 之间, 在云顶处达到最小, 约为 0.35, 而反演不确定度普遍小于 0.07, 且分布均匀. 液态水含量及其不确定度具有相似分布特征, 其中液态水含量集中在 $0.1\text{—}0.8 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ 之间, 且云层内部的含水量较大而边缘处较小, 其不确定度在云层内部约为 $0.2 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ 而在边缘处减小至 $0.06 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$.

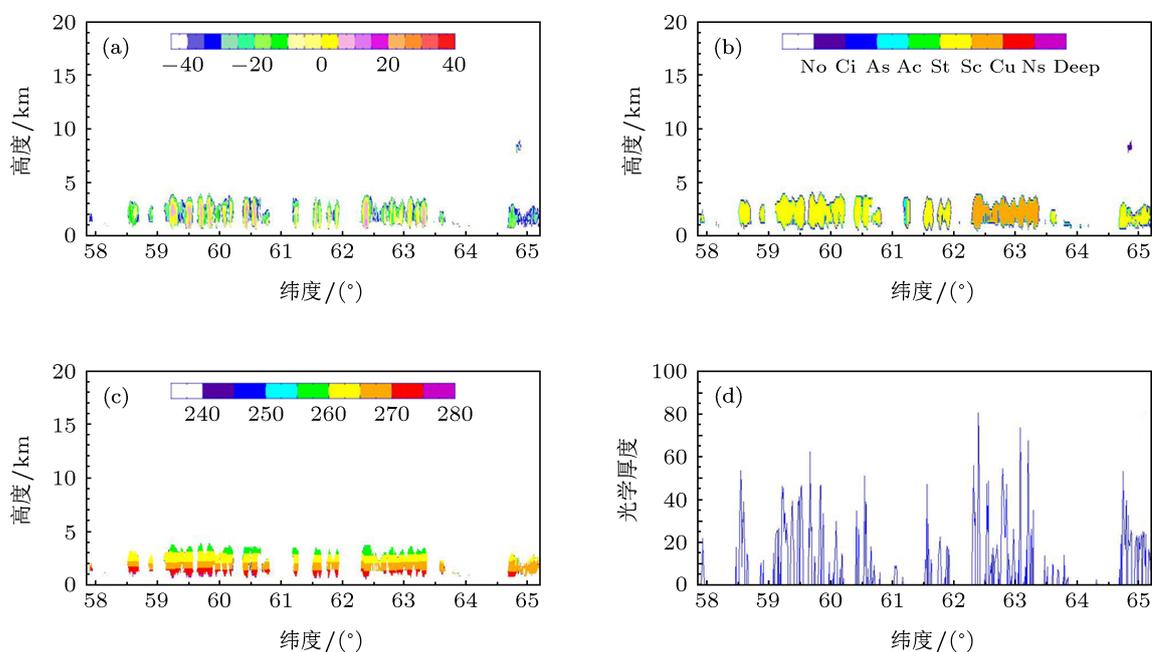


图 5 个例二 CloudSat 和 Aqua 的测量数据分布 (a) 雷达反射率 (单位: dBZ); (b) 云分类; (c) 云内温度 (单位: K); (d) 光学厚度

根据上述两个个例的液态云微物理参数反演结果可知, 存在部分廓线内反演数据缺失的情况, 尤其是个例一的缺失更为严重. 主要有三方面原因: 一是受迭代次数的限制, 舍弃相应的反演结果; 二是状态向量的各变量在迭代过程中会出现小于 0 的情形, 此时也做舍弃处理, 但这种情况发生的概率往往很小; 三是当云内有较强降水产生时, 云粒子的谱分布不再满足对数正态分布, 导致迭代过程无法收敛或反演结果可信度降低, 同时毫米波雷达对降水粒子的较强敏感性, 也使液态降水云微物理参数的反演始终是个难题, 因此如何更好地实现降水云微物理参数的精确反演是未来急需解决的问题. 对“平均核矩阵” \mathbf{A} 和 χ^2 分布的统计结果

表明: 个例一和个例二中矩阵 \mathbf{A} 的对角元素位于 0.70—0.95 范围内所占比例分别为 75.4% 和 81.5%, 小于和大于该范围的比例分别为 13.2%, 11.4% 以及 10.7%, 7.8%, 不存在大于等于 1.0 的情形, 表明先验数据对反演结果的影响处于正常范围, 反演结果较差以及先验数据对反演结果无影响所占比例都不大, 同时未出现理想情况下的 \mathbf{A} 矩阵取值, 说明先验数据对反演结果的影响总是存在的. 两个个例中 χ^2 分布取值位于 0.75—1.25 之间的比例分别为 83.1% 和 86.8%, 小于和大于该区间分别占到 9.9%, 7.0% 以及 5.8%, 7.4%, 表明最优估计理论算法取得较好的反演效果, 可以保证液态云微物理参数反演结果的有效性.

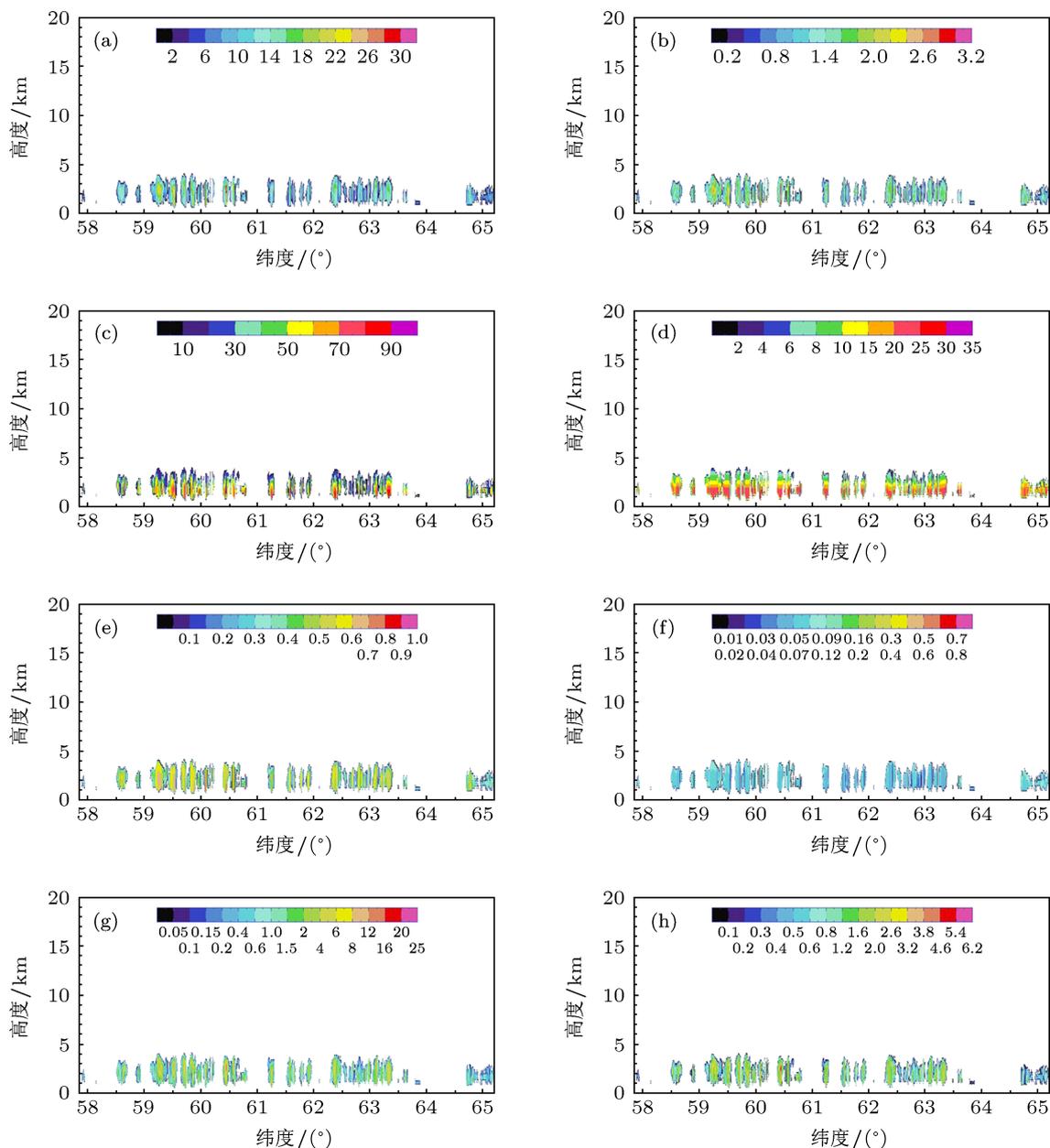


图6 个例二液态云微物理参数及其不确定度反演结果 (a)有效粒子半径(单位: μm); (b)有效粒子半径不确定度(单位: μm); (c)粒子数浓度(单位: cm^{-3}); (d)粒子数浓度不确定度(单位: cm^{-3}); (e)分布宽度参数; (f)分布宽度参数不确定度; (g)液态水含量(单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$); (h)液态水含量不确定度(单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$)

5.3 与 DPC 产品对比

为定量分析最优估计理论算法反演结果的准确性, 将反演结果与 CloudSat 官方发布产品进行对比, 如图 7 所示为个例一的对比结果. 其中左侧一列代表 DPC 发布的液态云微物理参数产品, 右侧一列代表其与反演结果的偏差, 定义为各参数反演结果减去对应发布产品大小. 从 DPC 发布产品可知, 液态云微物理参数同样存在较多数据缺失的廓线, 且各参数的有效值区域也不尽相同. 对于有效粒

子半径而言, DPC 发布产品主要集中在 $10\text{--}20 \mu\text{m}$ 之间, 与反演结果的偏差层积云位于 $-2\text{--}1 \mu\text{m}$ 之间、雨层云最大可达 $7 \mu\text{m}$, 表明最优估计理论算法对大云滴粒子的反演结果偏大而小粒子反演效果较好. DPC 发布的液态云粒子数浓度同样随高度升高而减小, 层积云底部可达 60 cm^{-3} , 顶部减小至约 10 cm^{-3} , 与反演结果的偏差集中在 $-5\text{--}5 \text{ cm}^{-3}$ 之间, 且云层底部反演结果略偏小而顶部略偏大, 但整体上反演结果与发布产品之间的一致性较好. 从分布宽度参数的剖面分布可知其主要位于 $0.3\text{--}0.6$

之间, 回波强度较大值区域对应较大的分布宽度参数和反演偏差, 偏差最大可达 0.2, 而回波强度较小值区域反演偏差约为 -0.05 . 液态水含量最大可达 $0.2 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 最小仅有约 $0.015 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 与反演结果的

偏差主要分布在 $-0.09\text{--}0.09 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ 之间, 但对于回波强度较大的雨层云底部区域, 反演结果偏小约 $0.12 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 随高度上升反演结果与发布产品的一致性逐渐变好.

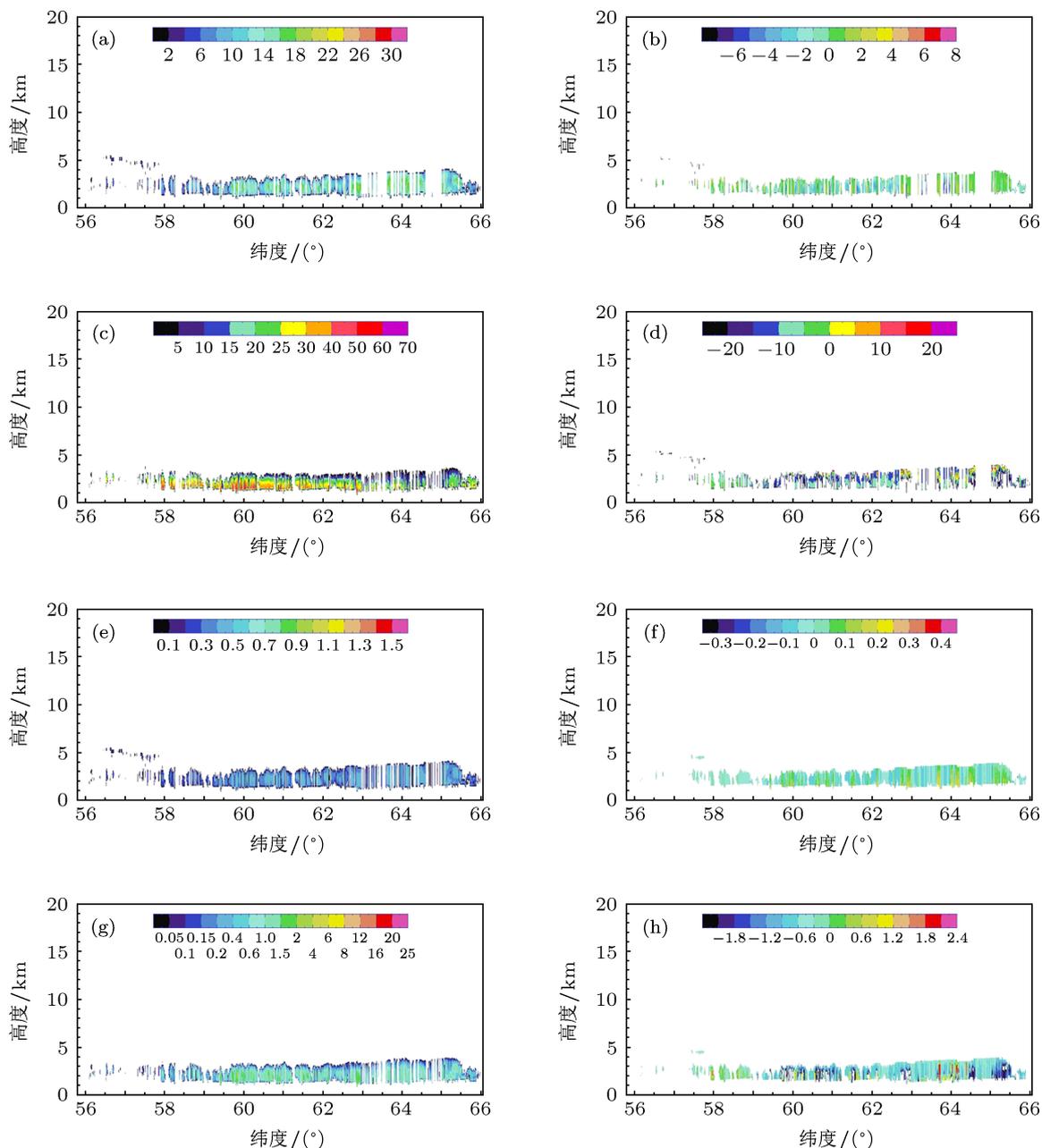


图7 个例一 CloudSat 官方发布产品及其与反演结果的偏差 (a) 有效粒子半径 (单位: μm); (b) 有效粒子半径偏差 (单位: μm); (c) 粒子数浓度 (单位: cm^{-3}); (d) 粒子数浓度偏差 (单位: cm^{-3}); (e) 分布宽度参数; (f) 分布宽度参数偏差; (g) 液态水含量 (单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$); (h) 液态水含量偏差 (单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$)

图 8 给出了个例二的官方发布产品及其与最优估计理论反演结果的对比. 从有效粒子半径及其反演偏差的分布可知, 官方发布结果在云层上部较大, 集中在 $18\text{--}24 \mu\text{m}$ 之间, 而云层底部普遍小于 $15 \mu\text{m}$, 反演偏差位于 $-2\text{--}5 \mu\text{m}$ 之间, 其中偏差大于 0 所占比例较大, 且粒子半径较大的区域内

偏差约为 $3\text{--}5 \mu\text{m}$, 表明最优估计理论反演结果略偏大且大粒子尤为明显. 官方发布的粒子数浓度同样随高度升高而减小, 即从云底处的 90 cm^{-3} 逐渐减小至云顶处的 30 cm^{-3} , 反演结果在云底处偏大约 5 cm^{-3} 而云顶处偏小约 5 cm^{-3} . 分布宽度参数集中在 $0.4\text{--}0.6$ 之间, 反演偏差随高度升高从云

底处的偏大约 0.25 逐渐减小至云顶处的 0.1, 且分布宽度参数较大值处的反演结果偏大而较小值处偏小. 液态水含量在云层中上部较大而在云顶和

云底处较小, 最优估计理论反演结果偏大约 0.03—0.09 $\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, 且在含水量较大的区域内一致性较好.

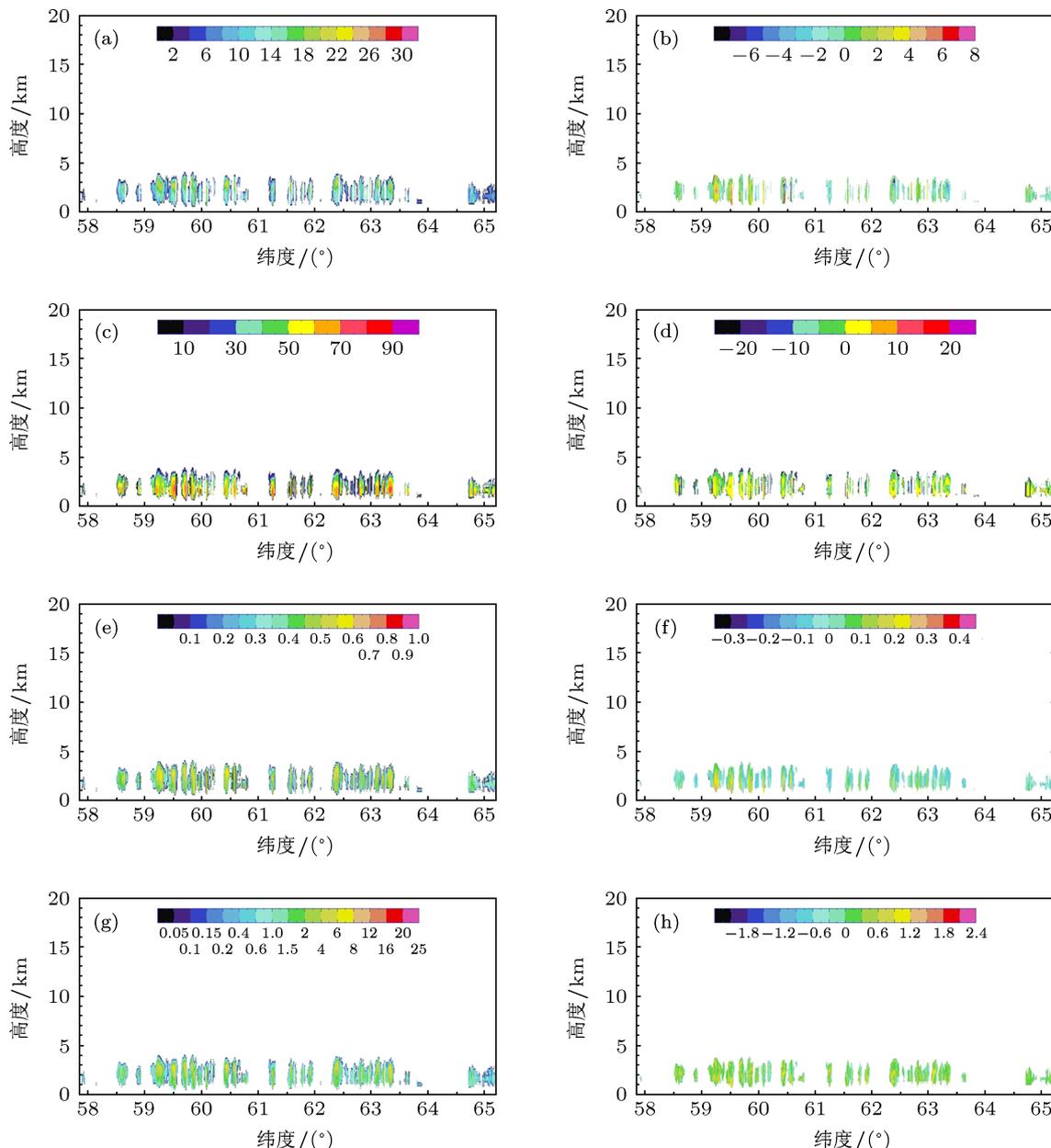


图8 个例二 CloudSat 官方发布产品及其与反演结果的偏差 (a)有效粒子半径(单位: μm); (b)有效粒子半径偏差(单位: μm); (c)粒子数浓度(单位: cm^{-3}); (d)粒子数浓度偏差(单位: cm^{-3}); (e)分布宽度参数; (f)分布宽度参数偏差; (g)液态水含量(单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$); (h)液态水含量偏差(单位: $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$)

为更好地分析反演结果与发布产品的一致性, 针对两个个例中的四个液态云微物理参数进行误差计算, 得到表 1 所示结果. 表中 N, M, S, R 分别代表有效样本数、平均偏差、标准差和相关性. 从表 1 可知, 两个个例的有效粒子半径平均偏差分别为 0.64 μm 和 0.76 μm , 表明反演结果略偏大, 而相关系数分别为 0.86 和 0.88, 说明两个个例的反演

结果与官方发布产品都有很好的一致性. 粒子数浓度的平均偏差个例一小于 0 而个例二大于 0, 说明个例一的反演结果偏小而个例二偏大, 然而个例一中粒子数浓度大于 20 cm^{-3} , 所占比例达到 73%, 个例二中 80% 以上的粒子数浓度大于 50 cm^{-3} , 说明算法反演结果与官方发布产品较符合. 分布宽度参数的反演效果最好, 其与发布产品的相关性也

最高, 分别为 0.92 和 0.93, 说明算法可以较准确地描述分布宽度参数的变化规律. 液态水含量反演结果个例一略偏小而个例二略偏大, 平均偏差分别为 -0.033 和 $0.035 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 而个例一中液态水含量大于 $0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ 所占比例达到 66%, 个例二中 50% 以上的液态水含量大于 $0.3 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 说明反演偏差相对较小, 二者一致性较好, 最优估计理论算法可反演出精度较高的液态水含量结果.

表 1 液态云微物理参数反演结果与 DPC 发布产品的误差统计

	参数	M	S	R
个例一 ($N = 4626$)	$r_e/\mu\text{m}$	0.64	2.80	0.86
	N_T/cm^{-3}	-2.56	9.73	0.82
	σ_{\log}	0.06	0.07	0.92
	$LWC/0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$	-0.33	1.12	0.79
个例二 ($N = 2672$)	$r_e/\mu\text{m}$	0.76	2.02	0.88
	N_T/cm^{-3}	2.25	4.55	0.83
	σ_{\log}	0.05	0.09	0.93
	$LWC/0.1 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$	0.35	1.46	0.78

5.4 与经验关系对比

经验关系反演算法通常利用大量的实验数据, 通过函数拟合得到雷达反射率与待反演微物理参数之间的经验函数关系式. 目前的经验算法主要建

立雷达反射率与液态水含量之间的 Z - LWC 函数关系式, 通常可表示为

$$LWC = (Z/a)^{1/b}, \quad (32)$$

式中 a, b 代表拟合系数. 表 2 为不同波长、不同降水条件下 a, b 系数的典型值.

从表 2 可知, 不同波长、不同降水条件下 Z - LWC 经验关系式中 a, b 系数的变化较大. 针对适用于 94 GHz 毫米波雷达的 3 个经验关系式, 即表中序号 3, 5 和 6, 分别定义为方案 A, B 和 C, 将其与最优估计理论算法的个例液态水含量反演结果进行对比, 得到表 3 所示结果. 表中方案 A 的两个个例反演结果明显偏大, 与最优估计理论算法的平均偏差分别高达 $-4.16 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$ 和 $-7.18 \text{ g}\cdot\text{m}^{-3}$, 而 DPC 发布产品与最优估计理论的反演结果一致性较好, 说明该经验关系式中 a, b 系数的选择具有较强的地域性, 仅适用于系数拟合时所采用的个例实验数据, 算法误差较大. 方案 B 反演结果偏大而方案 C 偏小, 二者与最优估计理论反演结果的偏差要远小于方案 A, 但由相关系数可知, 与 DPC 发布产品相比, 三种经验算法与最优估计理论的相关性都较差, 表明经验关系反演结果具有较大误差, 无法准确描述液态水含量的分布规律, 主要受其经验系数 a, b 取值的影响.

表 2 $LWC(\text{g}\cdot\text{m}^{-3})$ - $Z(\text{mm}^6\cdot\text{m}^{-3})$ 经验关系式中系数 a, b 的取值

序号	源自	波长/mm	a	b	降水情况
1	Atlas ^[6]	10	0.048	2.00	无降水
2	Sauvageot 和 Omar ^[7]	8	0.030	1.31	无降水暖积云
3	Sassen 和 Liao ^[8]	3	0.036	1.8	无降水
4	Fox 和 Illingworth ^[9]	8	0.012	1.16	无降水
5	Baedi 等 ^[10]	3	57.544	5.17	弱降水
6	Krasnov 和 Russchenberg ^[11]	3	323.59	1.58	较强降水
7	Shupe 等 ^[12]	8	1/9	2.0	液态云

表 3 最优评估理论与经验关系反演的液态水含量对比

	方案	$M/\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$	$S/\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$	R
个例一	A	-4.16	4.96	0.45
	B	-0.21	0.13	0.49
	C	0.10	0.09	0.46
个例二	A	-7.18	9.93	0.55
	B	-0.05	0.30	0.61
	C	0.15	0.21	0.57

通过对比分析最优估计理论、CloudSat 官方以及三种经验算法的液态水含量结果 (图略), 发现方案 A 反演结果明显偏大一个量级以上, 且对于回波强度较大值区域的反演误差更大; 方案 B 与 DPC 和最优估计理论反演结果位于同一量级, 其随高度上升逐渐减小的分层结构明显, 且云层上部反演结果偏小; 方案 C 反演结果偏小一个量级以上, 主要原因在于该方案仅适用于有较强降水存在时液态水含量的反演, 而两个个例主要为层积云和雨层云,

其中前者为非降水云,后者为弱降水云. Krasnov 和 Russchenberg^[21] 联合地基毫米波雷达和激光雷达资料,建立了基于雷达反射率因子 Z 与光学消光 α 之比判断云中降水强弱的经验关系,研究表明:当 $\log_{10}(z/\alpha) < -1$ 时,云中不含降水,适用于方案 A 的液态水含量反演;当 $-1 < \log_{10}(z/\alpha) < 1.8$ 时,云中含有较弱降水,适用于方案 B;当 $\log_{10}(z/\alpha) > 1.8$ 时,云中含有较强降水,适用于方案 C.

6 讨论与结论

本文综合星载主被动传感器的探测优势,联合 CloudSat 雷达反射率数据和 Aqua 光学厚度信息,提出基于最优估计理论的液态云微物理参数反演算法,通过假设云粒子谱服从对数正态分布,基于前向物理模式建立测量变量与反演变量之间的函数关系,借助先验信息并通过算法迭代得到谱分布参数的最优解,利用前向物理模式反演液态云各微物理参数大小,并根据误差传递理论计算各参数的反演不确定度.通过设计反演方案,针对个例数据分别与 CloudSat 官方发布产品以及经验算法反演结果进行对比验证,结果表明最优估计理论算法反演结果与官方发布产品具有较好的一致性,反演结果可信度高,突破了经验关系反演误差大、算法扩展性差的缺陷,提高了液态云微物理参数的反演精度,对于开展基于星载多传感器资料的液态云微物理参数反演研究具有借鉴意义.

对于两个个例数据而言,各微物理参数反演结果都有较小的不确定度,与官方发布产品的误差也相对较小.其中,两个个例中小云滴粒子的有效粒子半径反演效果要优于大云滴粒子.个例一的粒子数浓度在云底略偏小而云顶略偏大,个例二却恰恰相反.对于分布宽度参数而言,个例一的反演偏差与回波强度有较好对应,个例二的反演偏差随高度升高而减小,且对分布宽度参数较大值处的反演偏差也较大.个例一的液态水含量在云底处略偏小,

但随高度上升反演偏差不断减小,而个例二在含水量较大的区域内反演误差较小.对于两个个例的所有云层而言,有效粒子半径与分布宽度参数反演结果都略偏大,个例一的粒子数浓度与液态水含量反演结果略偏小而个例二略偏大,但两个个例中四个微物理参数的反演结果与发布产品都有较高的相关性,同时最优估计理论算法取得较好的反演效果,对先验数据的依赖也处于正常范围.不同经验算法液态水含量反演结果相差较大,且与官方发布产品以及最优估计理论反演结果存在较大误差,原因在于经验系数的选取受局地天气条件的限制,适用于不同降水情况下的反演.

针对目前国内星载和机载 W 波段毫米波测云雷达预先研究的迫切需求,本文利用美国 A-Train 卫星编队中主被动传感器的探测资料,基于最优估计理论算法开展了液态云微物理参数的反演工作,为毫米波雷达资料预处理中的云参数反演环节做了较好铺垫.由于 W 波段毫米波雷达侧重于探测光学厚度较厚的大尺度粒子组成的云层,激光雷达对于云体较薄的纤细云层较为敏感,二者联合探测可以获取较为完整的云垂直结构信息^[22],同时,借助激光雷达的衰减后向散射和退偏振比信息可以更好地识别混合相云的相态,对于提高液态云微物理参数的反演精度具有重要意义,而 A-Train 编队中的 CALIPSO 卫星恰好搭载有一部 532 nm 和 1064 nm 双波长三通道的激光雷达 CALIOP.因此,在今后的工作中将进一步融合 CloudSat, Aqua 和 CALIPSO 卫星的多个主被动传感器资料,在提高混合相云相态识别精度的同时,更准确而完整地描绘液态云微物理参数的分布规律,为开展国内 W 波段毫米波雷达液态云微物理参数反演研究积累宝贵经验.

感谢 CloudSat 数据处理中心 (DPC) 提供的星载毫米波雷达资料.感谢美国国家航空航天局 (NASA) 的 MODIS 官方网站提供的光学厚度数据.

[1] Cui X P, Li X F 2011 *Chin. Phys. B* **20** 109201

[2] Stephen G L 2005 *J. Climate* **18** 237

[3] Cheng T H, Gu X F, Chen L F, Yu T, Tian G L 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 5323 (in Chinese) [程天海, 顾行发, 陈良富, 余涛, 田国良 2008 物理学报 **57** 5323]

[4] Xie X N, Liu X D 2010 *Chin. Phys. B* **19** 109201

[5] Wang K, Feng G L, Sun S P, Zheng Z H 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 109201 (in Chinese) [王阔, 封国林, 孙树鹏, 郑志海 2012 物理学报 **61** 109201]

[6] Atlas D 1954 *J. Meteor.* **11** 309

[7] Sauvageot H, Omar J 1987 *J. Atmos. Oceanic Technol.* **4** 264

[8] Sassen K, Liao L 1996 *J. Appl. Meteor.* **35** 932

- [9] Fox N I, Illingworth A J 1997 *J. Appl. Meteor.* **36** 485
- [10] Baedi R J P, de Wit J J M, Russchenberg H W J, Erkelens J S, Poiars Baptista J P V 2000 *Phys. Chem. Earth B* **25** 1057
- [11] Krasnov O A, Russchenberg H W J 2002 *Proceedings of the 11th Conference on Cloud Physics* Ogden, USA, June 2–7, 2002 p218
- [12] Shupe M D, Uttal T, Matrosov S Y 2005 *J. Appl. Meteor.* **44** 1544
- [13] Rodgers C D 2000 *Inverse Methods for Atmospheric Sounding: Theory and Practice* (River Edge: World Scientific Publishing Co., Inc.) pp81–99
- [14] Hansen J E 1971 *J. Atmos. Sci.* **28** 1400
- [15] Nakajima T, King M D 1990 *J. Atmos. Sci.* **47** 1878
- [16] Miles N L, Verlinde J, Clothiaux E E 2000 *J. Atmos. Sci.* **57** 295
- [17] Austin R T, Stephens G L 2001 *J. Geophys. Res.* **106** 28233
- [18] van de Hulst H C 1957 *Light Scattering by Small Particles* (New York: John Wiley & Sons, Inc.) pp63–81
- [19] Marks C J, Rodgers C D 1993 *J. Geophys. Res.* **98** 14939
- [20] Rodgers C D 1990 *J. Geophys. Res.* **95** 5587
- [21] Krasnov O A, Russchenberg H W J 2005 *Proceedings of the 32nd Conference on Radar Meteorology* Albuquerque, USA, October 22–29, 2005 p117
- [22] Yan W, Ren J Q, Lu W, Wu X 2011 *J. Infrared Millim. Waves* **30** 158 (in Chinese) [严卫, 任建奇, 陆文, 吴限 2011 红外与毫米波学报 **30** 158]

Retrieval of liquid cloud microphysical properties from spaceborne active and passive sensor data based on optimal estimation theory*

Han Ding Yan Wei[†] Cai Dan Yang Han-Le

(Institute of Meteorology and Oceanography, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China)

(Received 17 December 2012; revised manuscript received 21 March 2013)

Abstract

In order to meet the urgent requirement for accurate retrieval of liquid cloud microphysical properties, integrating the detecting advantages of active and passive sensors and combining radar reflectivity and optical depth information from CloudSat and Aqua, a new retrieval algorithm of liquid cloud microphysical parameters is proposed according to the optimal estimation theory. By assuming the lognormal size distribution of cloud droplets and establishing functional relationships between measurement and retrieval variables based on forward physical model, with the prior information about spectral distribution parameters, the optimal solutions of spectral parameters are obtained after iteratively calculating, then the microphysical parameters of liquid cloud could be retrieved based on forward physical model, and the uncertainty can be calculated according to error propagation theory. By designing retrieval scheme and using measured case data, the retrieval results are compared with the data published by CloudSat official institutions and those retrieved using empirical algorithms, showing that retrievals of liquid cloud microphysical parameters based on optimal estimation theory by using combined active and passive sensor data are well consistent with official released data, which makes up for the disadvantages of empirical algorithms that have large error and poor expansibility and gives some important references for retrieval research of liquid cloud microphysical parameters based on domestic spaceborne and airborne W-band millimeter-wave radar data.

Keywords: CloudSat, Aqua, liquid cloud, optimal estimation theory

PACS: 92.60.Nv, 93.85.Bc, 93.85.–q

DOI: 10.7498/aps.62.149201

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 41076118) and the Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 41005018).

† Corresponding author. E-mail: weiyang2002net@yahoo.com