

李冠林, 严卫, 王蕊, 等. 2016. 基于 A-Train 综合资料的云顶高度反演研究. 气象, 42(8): 971-979.

基于 A-Train 综合资料的云顶高度反演研究^{*}

李冠林 严 卫 王 蕊 韩 丁 陆 文 万应虎 里 巍

解放军理工大学气象海洋学院, 南京 211101

提 要: 提出一种适用性较强的云顶高度反演方法。利用 2007 年低纬地区(15°S~15°N)的 A-Train 综合资料反演云顶高度。首先以 MODIS 通道 31 和通道 32 的亮温值为特征参数, 基于 SVM 分类法, 将云分为不透明云、半透明云和透明云三类, 分类准确率达到 90.6%。然后对三类云分别用核回归法反演云顶高度, 将其与 CloudSat 的 2B-GEOPROF-LIDAR 产品对比, 均方根误差分别为 0.95、1.17 和 1.27 km。与未分类的核回归法结果相比, 分类后三种云的反演误差都有所减小。最后分析了三个典型个例。该方法可推广至其他含有红外分裂窗通道的卫星上, 发挥更多卫星资源的效用。

关键词: 云顶高度, 红外分裂窗, A-Train, 支持向量机, 核回归

中图分类号: P426

文献标志码: A

doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2016.08.007

Research on Retrieval of Cloud Top Height Based on A-Train Data

LI Guanlin YAN Wei WANG Rui HAN Ding LU Wen WAN Yinghu LI Wei

College of Meteorology and Oceanography, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101

Abstract: An applicable method to retrieve cloud top height (CTH) is proposed. Using the A-Train data in 2007, CTH in low latitude area (15°S~15°N) is retrieved. Firstly, using the brightness temperatures at Channels 31 and 32 of MODIS, clouds are classified into three categories including opaque clouds, semi-transparent clouds and transparent clouds based on SVM method with 90.6% accuracy. Then, the CTH of the three categories are retrieved by kernel regression. The root mean square errors (RMSE) are 0.95 km, 1.17 km and 1.27 km, respectively, compared with CloudSat 2B-GEOPROF-LIDAR product. The errors of the three categories of clouds all decrease after being classified. Lastly, three typical cases are analyzed. The algorithm could be carried out in other satellites containing infrared split window channels.

Key words: cloud top height, infrared split window, A-Train, SVM, kernel regression

引 言

云是由悬浮在大气层中的水滴或冰粒子组成的可见集合体。云通过影响太阳的短波辐射和地球的长波辐射, 对于地气系统的能量收支和水汽循环具有重要的调节作用, 是影响气候变化的重要因子。同时, 云对天气变化也有着显著的影响, 任何一次降水的形成与发展都离不开云的参与。云顶高度(CTH)作为一个宏观参量, 对于云微观参量的反演

(Baum et al, 1994; Weisz et al, 2007; Garrett et al, 2009; 周非非等, 2010; 顾成明等, 2016)、云结构的分析(韩丁等, 2013; 严卫等, 2013; 孙晶等, 2015; 张晓等, 2015)、强对流天气的预警(Mack et al, 1983; Hasler et al, 1991; 郗秀书等, 2014; 张一平等, 2014)、卷云的时间演变研究(Mace et al, 2006; 寿亦萱等, 2014)等方面均具有非常重要的作用。

目前, 通过卫星遥感手段反演云顶高度的方法主要分为几何关系法和通道辐射特性法。几何关系

^{*} 国家自然科学基金青年科学基金项目(41306187)资助

2015 年 8 月 12 日收稿; 2016 年 6 月 3 日收修定稿

第一作者: 李冠林, 主要从事云物理参数的反演与应用研究. Email: li201657@163.com

法直接测量距离,通常来说精度较高,但时间和空间覆盖范围小,探测效率低(Simpson et al, 2000; Weisz et al, 2007; 马烁等, 2014)。通道辐射特性法通过卫星接收到的辐亮度,间接反演云顶高度。通道辐射特性法精度通常低于几何关系法,但时间和空间覆盖范围大,利于连续性大范围探测。

最早的利用通道辐射特性的方法是亮温-廓线法(Fritz et al, 1962),该方法建立在对云的发射率已有先验知识的基础上。通常选用 $10\sim 12\ \mu\text{m}$ 的红外波段,根据亮温计算实际温度,结合大气温度廓线插值得到云顶高度。该方法只适用于光学厚度较大的云。随后,Reynolds 等(1977)加入了一个可见光通道,对亮温-廓线法进行了改进。通过使用一个多次散射模型,可见光通道辐亮度用来计算云的光学厚度,进而计算云的红外发射率,避免了使用先验发射率的主观性。之后,学者又提出了许多利用通道辐射特性反演云顶高度的算法,比较著名的有红外-水汽拟合法(Szejwach, 1982)、氧气 A 吸收带法(Fischer et al, 1991)、 CO_2 薄片法(Menzel et al, 1992; Baum et al, 1994)等,目前都已在业务上得到应用,并取得了很好的效果。

以上提到的几种算法虽然大大促进了云顶高度反演的发展,但它们至少存在下面几种缺点之一:

(1)算法过于简单,精度很低。

(2)用到了可见光通道数据,无法计算夜间的云顶高度。

(3)需要多个特定的光谱通道,目前许多卫星并不满足要求。

红外分裂窗法是一种快速有效的计算温度的方法,广泛应用于地表、海面 and 云顶温度的反演。该方法的优点是仅使用红外窗区通道 1($\sim 11\ \mu\text{m}$)的亮温 T_{11} 和通道 1 与通道 2($\sim 12\ \mu\text{m}$)的亮温差 BTD_{11-12} ,这两个通道是目前卫星传感器的常用通道,且不受白天和夜间的限制。Inoue (1985)利用 NOAA-7 上的 AVHRR 通道 4($10.5\sim 11.5\ \mu\text{m}$)和通道 5($11.5\sim 12.5\ \mu\text{m}$)的亮温,通过建立云顶温度和红外窗区的两个通道(11 和 $12\ \mu\text{m}$)的亮温值的关系,反演出热带海洋上空半透明卷云的云顶温度和发射率。随后,Inoue (1987)提出了一种通过设定阈值判断云分类的方法,将云分成卷云、密卷云、积雨云和积云。在此基础上,Hamada 等(2008; 2010)提出云顶高度可以表述为(T_{11} , BTD_{11-12})的函数,分别将静止卫星的(T_{11} , BTD_{11-12})数据与船

载(Hamada et al, 2008)和星载(Hamada et al, 2010)毫米波雷达云顶高度数据匹配,通过核回归法建立云顶高度查找表,取得了不错的效果。但是,由于计算时未对云进行分类,不同类型的云高度分布差异较大,导致核回归时高云和低云互相影响使误差增加,尤其是 $T_{11}>270\ \text{K}$ 时反演效果较差。

本文首先提出一种云分类方法,基于支持向量机(SVM)原理,借助 CloudSat 光学厚度产品构建分类模型,将云分为透明云、半透明云和不透明云三类。然后依据红外分裂窗理论,用核回归法分别对三类云顶高度进行反演。最后将所得的结果与 CloudSat 的几何-激光雷达廓线产品进行对比,并选择个例进行分析,讨论反演方法的精度。

1 数据介绍

本文主要用到同属 A-Train 卫星编队(Stephens et al, 2002)的 Aqua、CloudSat 和 Calipso 卫星数据产品。这三颗卫星在同一轨道上飞行,且彼此相差 2 min 以内,有效地解决了时空一致性问题,实现了多探测平台、多光谱频段及多传感器的协同观测。Aqua 卫星上搭载的中分辨率成像光谱仪(MODIS)含有 36 个光谱通道,分布在 $0.4\sim 14.4\ \mu\text{m}$ 的波长范围内,覆盖了可见光与部分红外波段。其中,通道 31(中心波长 $11.03\ \mu\text{m}$)和通道 32(中心波长 $12.02\ \mu\text{m}$)的辐亮度为本文所用到的红外分裂窗数据。CloudSat 卫星上搭载的唯一有效载荷是 94 GHz 云廓线雷达(CPR)。CPR 具有很强的穿透云层的能力,可以准确地描绘云内部的详细结构信息。CloudSat 采取沿轨道垂直扫描的方式,可以提供星下点水平分辨率为 $1.7\ \text{km}(\text{沿轨})\times 1.3\ \text{km}(\text{跨轨})$,垂直分辨率为 $240\ \text{m}$ 的廓线。Calipso 卫星上搭载了一部双波长激光雷达 CALIOP,能提供气溶胶和云的垂直结构信息。CPR 侧重于探测光学厚度较大的云层,而 CALIOP 则对纤细的薄卷云较为敏感。

当 A-Train 卫星编队穿过待探测的区域时,CloudSat 的数据处理中心(DPC)将 CPR 的每条廓线都与其对应的 A-Train 卫星编队的其他传感器数据以及欧洲中期天气预报中心(ECMWF)提供的数值预报产品进行了汇编,并发布为 10 种标准数据产品和 4 种辅助数据产品。本文所采用的数据产品如表 1 所示。数据产品的详细信息可参考 <http://cswwww.cira.colostate.edu/>。

表 1 本文所采用的数据产品描述

Table 1 Description of the data product used in this study

产品	来源	描述
2B-GEOPROF	CPR	时间,经纬度,反射率因子,云掩膜
2B-GEOPROF-LIDAR	CPR,CALIOP	云层个数,各云层的云顶高度
2B-TAU	CPR,MODIS	有效光学厚度
MODIS-AUX	MODIS	红外分裂窗通道的辐亮度
ECMWF-AUX	ECMWF	温度廓线(用于亮温-廓线法)

2 方法介绍

图 1 为基于 A-Train 综合资料的云顶高度反演流程图,基本流程如下:

(1)数据预处理。剔除无效数据,将 MODIS 红外分裂窗通道的辐亮度转换为亮温。

(2)进行区域筛选。选取纬度范围 $15^{\circ}\text{S}\sim 15^{\circ}\text{N}$

的数据。

(3)进行云检测。将云掩膜值大于 30, T_{11} 范围 $200\sim 285\text{ K}$, 云顶高度范围 $0\sim 20\text{ km}$ 的区域视为有云区域,并获取有云区域内各种物理参数。

(4)提取特征参数。将 MODIS 通道 31 的亮温 T_{11} 和通道 31 与通道 32 亮温差 BTD_{11-12} 作为 SVM 分类的特征参数。

(5)将样本集分为训练集和测试集,对于训练集,根据光学厚度 τ 的大小,分为透明云 ($\tau \leq 1$)、半透明云 ($1 < \tau \leq 3.5$) 和不透明云 ($\tau > 3.5$)。

(6)采用 SVM 多类分类器对训练集进行训练,得到 SVM 分类模型。

(7)利用上一步得到的 SVM 分类模型对测试集进行分类,得到透明云、半透明云和不透明云。

(8)对于三类不同类型的云,分别用核回归法反演云顶高度。

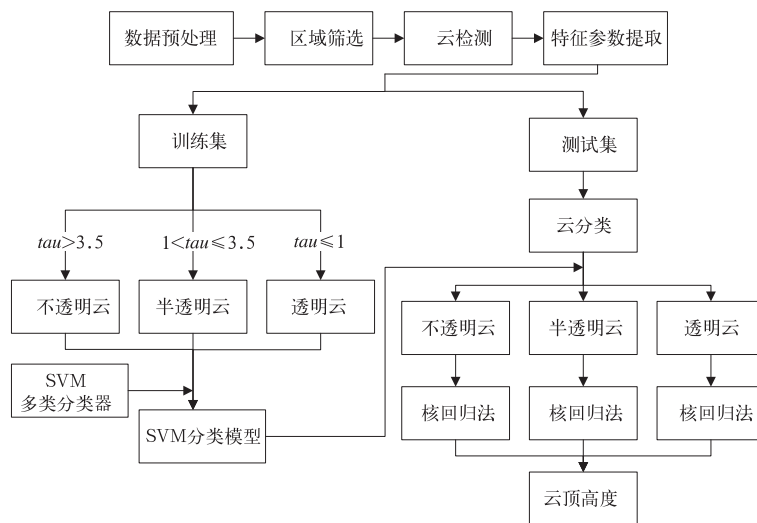


图 1 基于 A-Train 综合资料的云顶高度反演流程图

Fig. 1 Flowchart of CTH retrieval based on A-Train data

2.1 支持向量机简介

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是在统计学习理论和结构风险最小化原理的基础上,一种解决分类问题的机器学习方法。SVM 将分类问题转化为凸二次规划,进而求出全局最优解,克服了传统方法容易陷入局部极值的问题。SVM 通过引入核函数,将线性不可分的样本向量映射到高维特征空间。SVM 有效地解决了过学习和维数灾

难等问题,具有较好的分类精度。目前 SVM 已在模式识别、基因分类、卫星遥感领域得到广泛的应用。

SVM 的基本原理如图 2 所示。对于两类分类问题,寻找最优超平面,该超平面能区分出两类样本点,并使两类样本集与该超平面的间距达到最大。对于多类分类问题,假设样本有 M 个类别 ($M > 2$),在处理时主要有两种方法:一类对余类分类(one versus the rest)和成对分类(one verse one)。本文

中 $M=3$, 因此采用适合类数较少的成对分类方法: 选取所有两类组合构造子分类器, 共有 $M(M-1)/2$ 个, 在构造类别 i 和类别 j 的子分类器时 ($i < j, i, j = 1, 2, \dots, M$), 将第 i 类样本看作正类, 第 j 类样本看作负类, 计算样本在每个类上的票数, 票数最多的类别为最终结果。

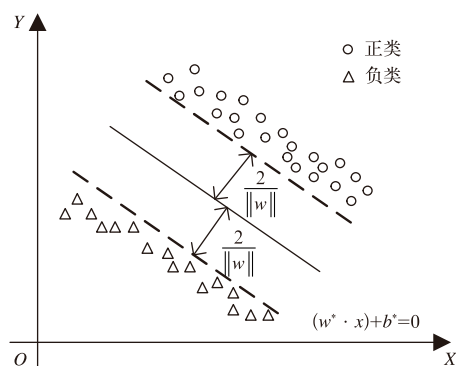


图 2 SVM 的基本原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of SVM

2.2 核回归简介

核回归(kernel regression, KR)以核密度估计(kernel density estimation, KDE)理论为基础,是统计学中一种非参数随机变量条件期望的估计方法。KR 具有学习能力强、健壮性高、计算复杂度低、容易实现等优点(Botev et al, 2010)。

对于二维概率密度,随机变量 Z 的变化与随机变量 (X, Y) 的分布有关,且 X 和 Y 相互独立。这里, X 代表 MODIS 通道 31 亮温 T_{11} , Y 代表通道 31 与通道 32 亮温差 BTD_{11-12} , Z 代表云顶高度。

记 Z 对 (X, Y) 的联合概率密度的估计为 $\hat{f}(x, y)$, 根据核密度估计理论,有:

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{nh_x h_y} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h_x}\right) K\left(\frac{y-y_i}{h_y}\right) \quad (1)$$

式中, $K(\cdot)$ 是核函数, h_x 和 h_y 分别是 X 和 Y 的窗口宽度。

常用的核函数有 Boxcar 核、Triangular 核、Epanechnikov 核、Quartic 核、Tricube 核、Gaussian 核等。本文选用 Gaussian 核,具体表达式为:

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} \quad (2)$$

记:

$$K_h(x) = \frac{1}{h} K\left(\frac{x}{h}\right) \quad (3)$$

则:

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{h_x}(x-x_i) K_{h_y}(y-y_i) \quad (4)$$

对于给定的数据集

$$D = \{(x_i, y_i, z_i) \mid x_i \in \mathcal{R}, y_i \in \mathcal{R}, z_i \in \mathcal{R}, i = 1, 2, \dots, n\}$$

核回归方法试图通过构建如下的回归模型求解未知的回归函数 $m(x, y)$ 去拟合数据集 D 并对新数据 (x, y, z) 作预测:

$$\hat{z} = m(x, y) + \epsilon \quad (5)$$

其中,

$$m(x, y) = E(Z \mid X = x, Y = y) \quad (6)$$

误差项 ϵ 满足 $E(\epsilon \mid X = x) = 0$ 。将式(6)展开可得:

$$\begin{aligned} m(x, y) &= E(Z \mid X = x, Y = y) \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} z f(z \mid x, y) dz \\ &= \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} z f(x, y, z) dz}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y, z) dz} \end{aligned} \quad (7)$$

而 $f(x, y, z)$ 用样本的估计 $\hat{f}(x, y, z)$ 来代替。

$$\begin{aligned} \hat{f}(x, y, z) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{h_x}(x-x_i) \times \\ &\quad K_{h_y}(y-y_i) K_{h_z}(z-z_i) \end{aligned} \quad (8)$$

展开并整理,得云顶高度反演公式:

$$\hat{z} = \frac{\sum_{i=1}^n K_{h_x}(x-x_i) K_{h_y}(y-y_i) z_i}{\sum_{i=1}^n K_{h_x}(x-x_i) K_{h_y}(y-y_i)} \quad (9)$$

3 计算过程与结果

本文选取 2007 年的 CloudSat 单层云数据,含有 2B-GEOPROF、2B-GEOPROF-LIDAR、2B-TAU 和 MODIS-AUX 产品的共 1168 轨。考虑到云的物理属性在不同地区存在差异性,将纬度范围设置为 $[15^\circ\text{S}, 15^\circ\text{N}]$ 。 T_{11} 的范围设置为 $[200 \text{ K}, 285 \text{ K}]$, 经筛选共得到 48393 个样本点。随机抽取其中 80% 作为训练集,剩余的 20% 作为测试集。样本点的分布情况如表 2 所示,其中测试集的括号内表示用 SVM 分类模型预测的样本大小。

3.1 云分类结果

在红外波段,卫星接收到的辐射主要由两部分

构成:一部分是云和云上大气的辐射,另一部分是地表和云下大气的辐射。无论水处于固、液、汽哪种相态,11 μm 的透过率都大于 12 μm 。随着云光学厚度的减小,来自地表和云下大气的辐射将增加,同时 BTD_{11-12} 将增大。因此,可以根据 T_{11} 和 BTD_{11-12} 的二维分布对云进行分类。图 3 显示了样本特征参数的散点分布图,其中图 3a 表示训练集,图 3b 表示测试集。横轴表示通道 31 亮温 T_{11} ,纵轴表示通道 31 与通道 32 亮温差 BTD_{11-12} ,红、蓝、绿色点分别代表不透明云、半透明云和透明云。从图 3 可以看出,三类云具有明显的分布特征。不透明云主要分布在 $T_{11} < 240 \text{ K}$ 或 $BTD_{11-12} < 2 \text{ K}$ 的区域,半透明云主要分布在 $T_{11} > 260 \text{ K}$ 且 $BTD_{11-12} > 2 \text{ K}$ 的区

域,透明云主要分布在 $T_{11} > 275 \text{ K}$ 且 $BTD_{11-12} > 2 \text{ K}$ 的区域。当 $BTD_{11-12} > 2 \text{ K}$ 时,随着 T_{11} 的增大,云逐渐变成半透明云和透明云。Inoue (1987) 指出,通过给 T_{11} 和 BTD_{11-12} 划定简单的阈值,可以将云分为卷云、密卷云、积雨云和积云。从图 3 可以看出当 $T_{11} > 260 \text{ K}$ 时,该结论成立,但当 $T_{11} < 260 \text{ K}$ 时, BTD_{11-12} 阈值随着 T_{11} 的减小而增大,无法用简单的阈值来区分。

表 2 样本的分布情况

Table 2 Distribution of samples

	不透明云	半透明云	透明云	总计
训练集	25942	9625	3145	38712
测试集	6460(6569)	2440(2399)	781(713)	9681

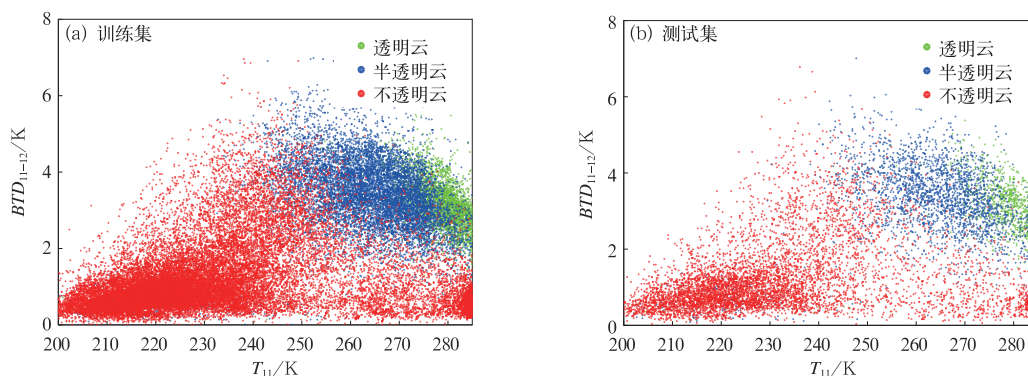


图 3 样本特征参数的散点分布图

Fig. 3 Scatter diagrams of sample characteristic parameters

本文使用 SVM 多类分类器,核函数选用高斯径向基核函数,对多类问题采用成对分类方法。对训练集进行 10 折交叉验证,其正确率为 90.3%。对于测试集,预测正确率为 90.6%。

3.2 云顶高度反演结果

3.2.1 不透明云

图 4 所示的是不透明云反演结果,其中图 4a 是进行云分类后的核回归法反演结果(下文简称 L15 法),图 4b 是 Hamada 等(2010)所用的未将云分类的核回归法反演结果(下文简称 H10 法),图 4c 是 T_{11} 与 ECMWF-AUX 产品中的温度廓线对比所得的结果。 $RMSE$ 、 NUM 和 AVG 分别代文献表均方根误差、样本大小和平均值。可以看出,L15 法和 H10 法的反演效果均明显优于亮温-廓线法。当 $CTH > 12 \text{ km}$ 时 L15 法和 H10 法反演误差较小,当 $CTH < 12 \text{ km}$ 时误差开始增大。H10 法对于

$CTH < 8 \text{ km}$ 以下的云效果较差,个别样本点由于半透明云和不透明云样本的影响,出现偏高 5~10 km 的情况。而 L15 法预先对云进行了分类,避免了这一情况,使 $RMSE$ 比 H10 法减小了 10.4%。

3.2.2 半透明云和透明云

图 5 所示的是半透明云和透明云的核回归法反演结果。从图中可以看出,L15 法反演的半透明云和透明云的误差均比 H10 法要小。L15 法对于高云效果较好,当 $CTH > 13 \text{ km}$ 时 L15 法反演误差较小,对于低云的效果较差。L15 法反演结果大多数比真实值偏大, $RMSE$ 分别达到 1.17 和 1.27 km。主要原因是薄云更容易在高空出现,使高云在这两类云中占了绝大部分,反演时 CTH 值大的样本点所占权重较大,使结果偏高。薄云出现在低空时,下垫面更加复杂,对反演影响很大。H10 法未将云分类,低云的比例增大,因此反演结果有的偏大,有的偏小。

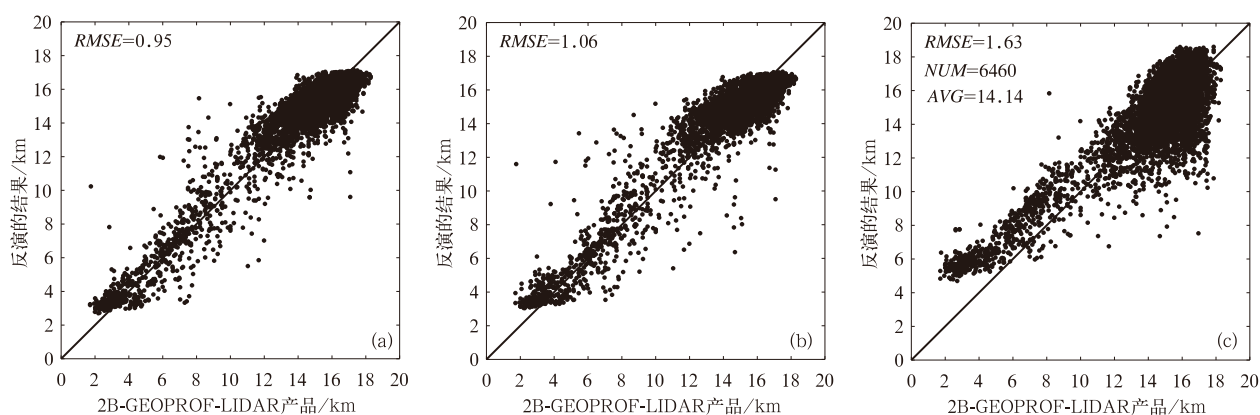


图 4 不透明云反演的结果:(a)L15 法,(b)H10 法,(c)亮温-廓线法

Fig. 4 The results of opaque clouds: (a) L15 method, (b) H10 method, (c) method based on brightness temperatures and temperature profiles

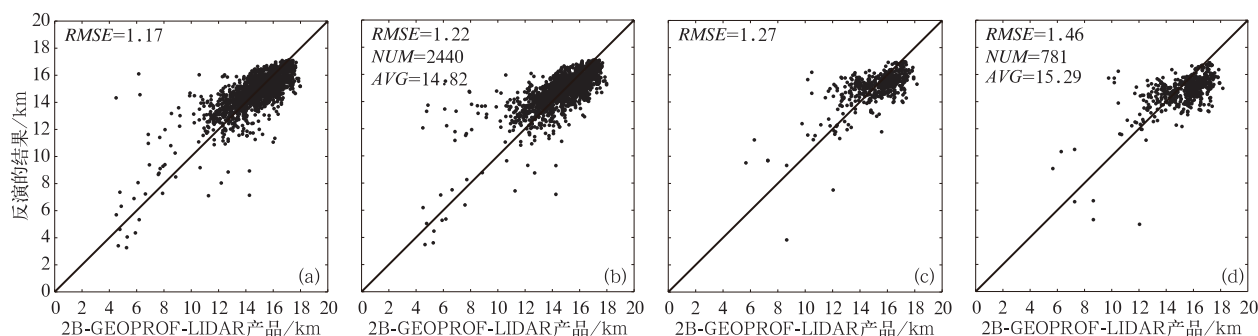


图 5 半透明云和透明云反演的结果

(a)L15 法,半透明云;(b)H10 法,半透明云;(c)L15 法,透明云;(d)H10 法,透明云

Fig. 5 The results of (a) L15 method, semi-transparent clouds; (b) H10 method, semi-transparent clouds; (c) L15 method, transparent clouds; (d) H10 method, transparent clouds

4 反演个例分析

4.1 个例 1 过冲云顶及其云砧

个例 1 是一次典型的过冲云顶及其云砧,所用的数据轨道号为 04293,时间为 2007 年 2 月 17 日 04:16:06 到 04:17:10,经纬度范围是(141.98°E、0.11°N)到(141.19°E、3.83°N)。从图中可以看出,L15 法和 H10 法的结果较为一致。在图 6a 的 A 处有两层云叠加在一起,且高度差达到 10 km。从图 6b 和 6c 中看出 A 处的 T_{11} 和 BT_{D11-12} 均有突变,说明上层云较薄,卫星接收到了来自下层云的辐射,使反演结果偏小。对于 B 和 C 处的半透明云,L15 法和 H10 法的反演效果依然较好,而亮温-廓线法的结果

偏小,且误差随着云砧光学厚度的减小而急剧增加。对于其他地方的不透明云,L15 法和 H10 法的反演效果都比较理想,而亮温-廓线法结果偏大。

4.2 个例 2 高的半透明云

个例 2 所用的数据轨道号为 05927,时间为 2007 年 6 月 9 日 09:09:53 到 09:11:10,经纬度范围是(70.06°E、10.39°S)到(69.08°E、5.85°S)。卫星扫描带穿过一段高的半透明云,雷达反射率因子和反演结果如图 7 所示。从图中可以看出,L15 法和 H10 法对大部分样本点的反演效果都比较好,而亮温-廓线法的误差较大。对于 A、B、C 处的透明云,L15 法和 H10 法的反演结果都偏高。而对于其他地方的半透明云,L15 法和 H10 法都取得了不错的效果。

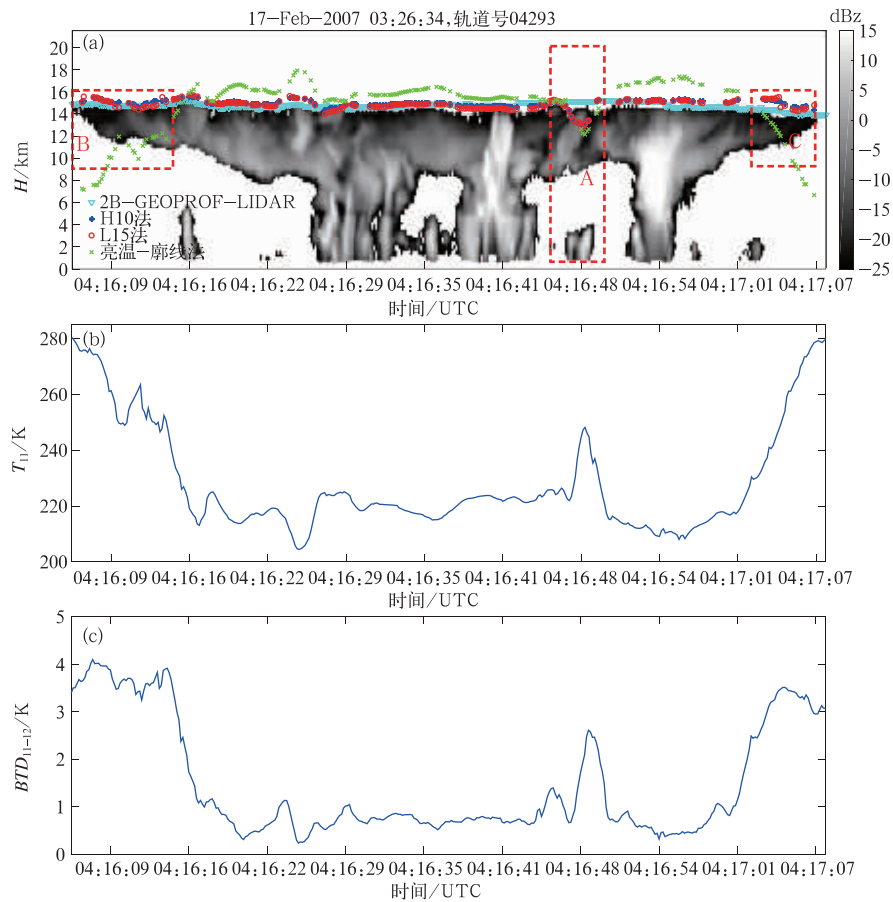


图 6 个例 1:过冲云顶及其云砧

(a) CloudSat 沿轨的雷达反射率因子垂直分布、2B-GEOPROF-LIDAR 产品的云顶高度和三种方法反演的结果;
(b) T_{11} 的分布;(c) BT_{D11-12} 的分布

Fig. 6 Case 1: an overshooting cloud and its anvil

(a) vertical distribution of the radar reflectivity factor along track, the 2B-GEOPROF-LIDAR product, and the results of three methods; (b) distribution of T_{11} ; (c) distribution of BT_{D11-12}

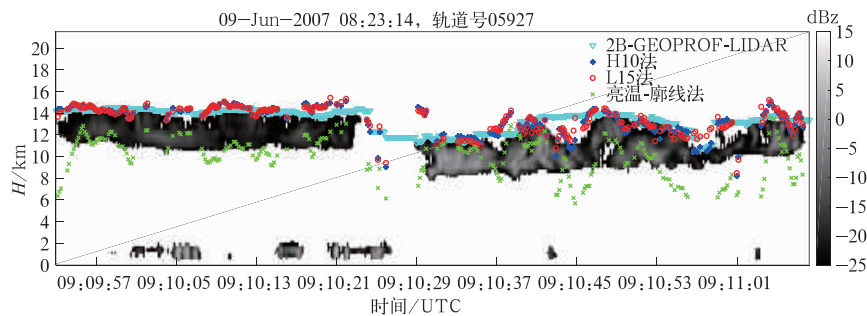


图 7 个例 2:同图 6a,但为高的半透明云

Fig. 7 Case 2: Same as Fig. 6a, but for a high semi-transparent cloud

4.3 个例 3 低的不透明云

个例 3 所用的数据轨道号为 04290,时间为

2007 年 2 月 16 日 23:16:15 到 23:16:39,经纬度范围是(141.36°W、11.49°S)到(141.68°W、10.04°S)。卫星扫描带穿过一段低的不透明云,雷达反射率因

子和反演结果如图 8 所示。从图中可以看出,亮温-廓线法对于低云效果明显较差。经过云分类的 L15

法排除了高的半透明云和透明云样本的干扰,因而效果优于未经分类的 H10 法。

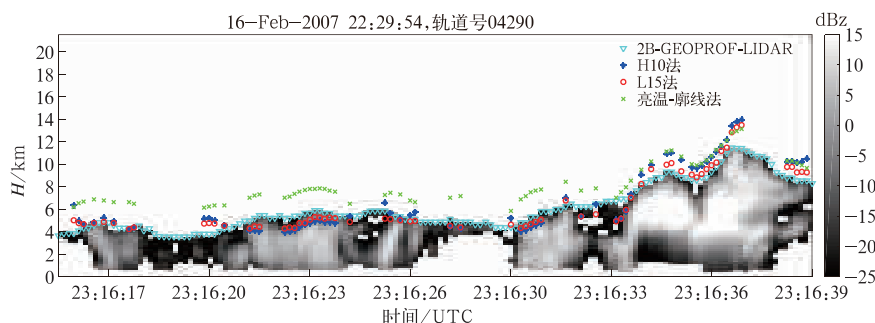


图 8 个例 3:同图 6a,但为低的不透明云

Fig. 8 Case 3: Same as Fig. 6a, but for a low opaque cloud

5 结 论

利用 MODIS 红外分裂窗区两个通道的辐亮度实测数据和 CloudSat 光学厚度产品,基于 SVM 原理将云分为不透明云、半透明云和透明云 3 类,对这 3 类云分别用核回归法反演云顶高度,与 CloudSat 的几何-激光雷达产品进行对比,并分析了 3 个个例,得出如下结论:

(1) L15 法对不透明云的 RMSE 达到 0.95 km,比 H10 法误差减少了 10.4%。对于高的半透明云的反演效果较好,但由于对少数低的不透明云误差较大,使 RMSE 达到 1.17 km。对于透明云, L15 法反演出的 RMSE 为 1.27 km。与 H10 法相比, L15 法对三种类型云的反演效果都有一定改善。

(2) 不透明云和透明云更容易出现在高空,高云在这两类云中占了绝大部分。L15 法预先将云分类,反演半透明云和透明云时高云的样本点所占权重较大,使结果偏大。而 H10 法未分类,样本中含有大量不透明云中的低云样本,因此反演的半透明云和透明云结果有的偏高,有的偏低。

(3) L15 法适用性较强,在仅有两个红外分裂窗通道的情况下就可以反演出云顶高度。大多数卫星传感器都具备这两个通道,而核回归所用的云顶高度数据源可以选用地基毫米波雷达、无线电掩星、探空资料、静止卫星云顶高度产品等。因此,可以将该方法推广,发挥更多卫星资源的效用。

参考文献

顾成明,王云峰,张晓辉,等. 2016. 云参数对微波亮温模拟计算的影

响试验. 应用气象学报, 27(3): 380-384.

韩丁,严卫,陆文,等. 2013. 基于 cosmic 掩星资料的中国及周边地区云垂直结构特征研究. 地球物理学进展, 28(1): 36-48.

马烁,黄云仙,严卫,等. 2014. 三线阵云立体探测技术. 红外与毫米波学报, 33(2): 164-171.

郗秀书,刘冬霞,孙竹玲. 2014. 闪电气象学研究进展. 气象学报, 72(5): 1054-1068.

寿亦萱,陆风,王捷纯,等. 2014. 华南冷季暴雨中热带卷云羽特征研究. 气象, 40(6): 687-696.

孙晶,史月琴,蔡森,等. 2015. 南方三类云系云结构预报和增雨作业条件分析. 气象, 41(11): 1356-1366.

严卫,韩丁,周小珂,等. 2013. 利用 CloudSat 卫星资料分析热带气旋的结构特征. 地球物理学报, 56(6): 1809-1824.

张晓,段克勤,石培宏. 2015. 基于 CloudSat 卫星资料分析青藏高原东部夏季云的垂直结构. 大气科学, 39(06): 1073-1080.

张一平,俞小鼎,孙景兰,等. 2014. 2012 年早春河南一次高架雷暴天气成因分析. 气象, 40(1): 48-58.

周非非,周毓荃,王俊,等. 2010. FY-2 卫星反演的云顶高度与多普勒雷达回波顶高的关系初探. 气象, 36(4): 43-50.

Baum B A, Wielicki B A. 1994. Cirrus cloud retrieval using infrared sounding data; Multilevel cloud errors. J Appl Meteor Clim, 33(1): 107-117.

Botev Z, Grotowski J, Kroese D. 2010. Kernel density estimation via diffusion. The Annals of Statistics, 38(5): 2916-2957.

Fischer J, Grassl H. 1991. Detection of cloud-top height from back-scattered radiances within the oxygen a band. Part 1: Theoretical study. J Appl Meteor Clim, 30(9): 1245-1259.

Fritz S, Winston J S. 1962. Synoptic use of radiation measurements from satellite TIROS III. Mon Wea Rev, 90(1): 1-9.

Garrett K J, Yang P, Nasiri S L, et al. 2009. Influence of cloud-top height and geometric thickness on a MODIS infrared-based ice cloud retrieval. J Appl Meteor Clim, 48(4): 818-832.

Hamada A, Nishi N. 2010. Development of a cloud-top height estimation method by geostationary satellite split-window measurements trained with cloudSat data. J Appl Meteor Clim, 49(9):

- 2035-2049.
- Hamada A, Nishi N, Iwasaki S, et al. 2008. Cloud type and top height estimation for tropical upper-tropospheric clouds using GMS-5 split-window measurements combined with cloud radar measurements. *SOLA* 4:57-60.
- Hasler A F, Strong J, Woodward R H, et al. 1991. Automatic analysis of stereoscopic satellite image pairs for determination of cloud-top height and structure. *J Appl Meteor Clim*, 30(3):257-281.
- Inoue T. 1985. On the temperature and effective emissivity determination of semi-transparent cirrus clouds by bi-spectral measurements in the 10 μm window region. *J Meteor Soc Jap*, 63(1):88-99.
- Inoue T. 1987. A cloud type classification with NOAA 7 split-window measurements. *J Geophys Res*, 92(D4):3991-4000.
- Mace G G, Deng M, Soden B, et al. 2006. Association of tropical cirrus in the 10–15-km Layer with deep convective sources: An observational study combining millimeter radar data and satellite-derived trajectories. *J Atmos Sci*, 63(2):480-503.
- Mack R A, Hasler A F, Adler R F. 1983. Thunderstorm cloud top observations using satellite stereoscopy. *Mon Wea Rev*, 111(10):1949-1964.
- Menzel W P, Wylie D P, Strabala K I. 1992. Seasonal and diurnal changes in cirrus clouds as seen in four years of observations with the VAS. *J Appl Meteor Clim*, 31(4):370-385.
- Reynolds D W, Vonder Haar T H. 1977. A bispectral method for cloud parameter determination. *Mon Wea Rev*, 105(4):446-457.
- Simpson J J, McIntire T, Jin Z, et al. 2000. Improved cloud top height retrieval under arbitrary viewing and illumination conditions using AVHRR data. *Remote Sens Environ*, 72(1):95-110.
- Stephens G L, Vane D G, Boain R J, et al. 2002. The cloudsat mission and the a-train. *B Am Meteor Soc*, 83(12):1771-1790.
- Szejwach G. 1982. Determination of semi-transparent cirrus cloud temperature from infrared radiances: Application to Meteosat. *J Appl Meteor Clim*, 21(3):384-393.
- Weisz E, Li J, Menzel W P, et al. 2007. Comparison of AIRS, MODIS, cloudSat and CALIPSO cloud top height retrievals. *Geophys Res Lett*, 34(17):L17811.