

# 星载毫米波测云雷达资料的云特征分析

严 卫<sup>1</sup>, 杨汉乐<sup>1</sup>, 叶 晶<sup>2,3</sup>

1. 解放军理工大学 气象学院, 江苏 南京 211101;

2. 北京大学 物理学院大气科学系, 北京 100871;

3. 解放军 95871 部队, 湖南 衡阳 421002

**摘 要:** 基于 CloudSat 卫星资料, 综合地基和天基遥感资料云特征反演算法, 开展了云分类和云相态识别方法研究, 并将所得结果分别与 CloudSat 数据处理中心(DPC)发布的云分类产品和 CALIPSO 星上载荷 Lidar 产品进行了比对分析和个例研讨。

**关键词:** A-Train, CloudSat, 云顶特征, 云角色, 云分类, 云相态识别

中图分类号: TN95/P426.5

文献标识码: A

## 1 引 言

云不仅影响地球的淡水资源库, 还支配着地球表面温度的冷暖, 影响地球系统的变化。人们普遍认为, 对云过程缺乏理解是提高气候变化预测可信度的主要障碍。2000 年, 美国国家航空航天局(NASA)实施了地球科学计划(ESE), 力求增强对地球系统变化的认知和预测能力。A-Train 卫星编队作为 ESE 计划的重要组成部分, 以多卫星编队协同对地观测的方式, 获取多传感器的时空近似匹配的云和气溶胶等影响地球环境变化的要素信息, 用于云宏观物理特性、微观物理结构和云综合分析领域的应用研究。

A-Train 卫星编队由 6 颗卫星组成: 2 颗地球观测系统(EOS)卫星 Aqua(2002 年发射)和 Aura(2004 年发射), 3 颗地球系统科学探路者(ESSP)卫星 CloudSat 和 CALIPSO(2006 年发射)以及 OCO(2009 年 2 月发射失败), 1 颗法国国家空间中心(CNES)卫星 PARASOL(2004 年发射)。Aqua 卫星在 OCO 卫星发射前, 引领编队飞行; CloudSat 卫星滞后 Aqua 卫星 30—120s; CALIPSO 滞后 CloudSat 不超过 15s; OCO 卫星发射后将超前 Aqua 达 15min。

本文利用 A-Train 卫星编队成员之一的 CloudSat 卫星搭载的云廓线雷达(CPR)探测数据, 介绍了云分

类与云相态识别方法, 并将结果分别与 CloudSat 数据处理中心(DPC)发布产品和 A-Train 卫星编队成员之一 CALIPSO 卫星搭载的激光雷达(CALIOP)产品作了一致性比较, 讨论分析了比对结果。

## 2 云分类

### 2.1 基于云顶特征的云分类

#### 2.1.1 算法描述

基于云顶特征的云分类方法, 主要是根据云顶温度和气压特性将云分成高云、中云、低云和多层云 4 种类型(Mace, 2004)。对于确定的云廓线, 若回波顶气压小于 500mb, 则该部分云界定为高云; 若回波顶气压高于 500mb, 而温度低于 273K, 则该部分云界定为中云; 若回波顶气压高于 500mb, 而温度高于 273K, 则该部分云界定为低云; 若回波顶温度特性不在上述组合范围, 则界定为多层云。

算法流程如图 1 所示, 输入为欧洲中期天气预报中心(ECMWF)提供的温度和气压数据, 以及 CloudSat 数据处理中心(DPC)提供的云几何廓线(GEOPROF: Geometrical Profile)产品, 其中包括雷达反射率、云盖和经纬度数据, 输出为高云、中云、低云和多层云的分类结果。从图 1 可见, 整个过程由虚线分成 两个部分, 第 部分属于 CPR 的云检测过程, 第 部分是云分类过程。

收稿日期: 2008-01-08; 修订日期: 2008-06-02

第一作者简介: 严卫(1961—), 博士, 教授, 毕业于南京航空航天大学通信与电子系统专业, 现主要从事大气和海洋遥感等领域的研究, 发表论文 50 余篇。E-mail: weiyanyan2002net@yahoo.com。

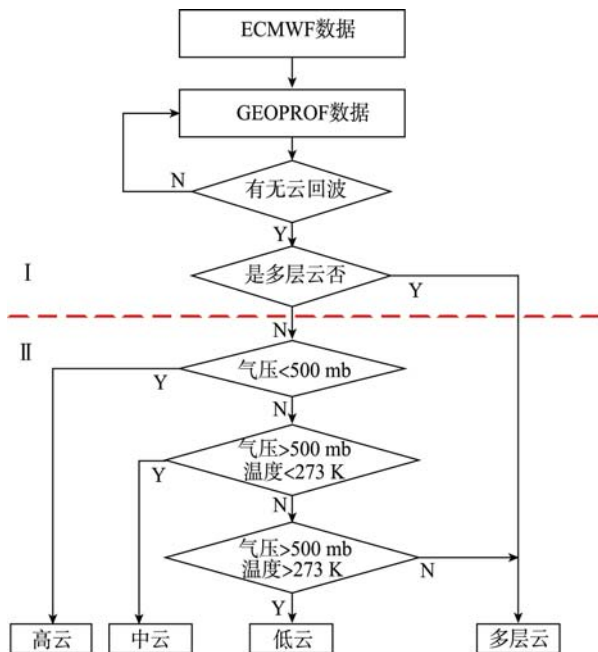


图1 基于回波顶特征的云分类算法流程图

### 2.1.2 结果分析

依据上述算法,对2006-12-01的6轨数据进行了高云、中云、低云和多层云的云分类试验,将结果与CloudSat数据处理中心发布的数据产品进行比对。由于目前还没有更好的真值检验方法,暂且设DPC发布的结果为“真值”,以此统计上述方法分类结果与“真值”相对误差。高云、中云、低云和多层云识别的平均相对误差分别为14.1、-2.6、-4.0和-15.1,说明高云存在多识别情形,而中云、低云和多层云则存在少识别情形。从统计的结果来看,算法识别结果与发布产品的偏离程度不是很大,而且较稳定,可以认为算法能够较好的识别高云、中云、低云和多层云。

## 2.2 基于云角色的云分类

### 2.2.1 算法描述

基于云顶特征的云分类会丢失云顶以下的重

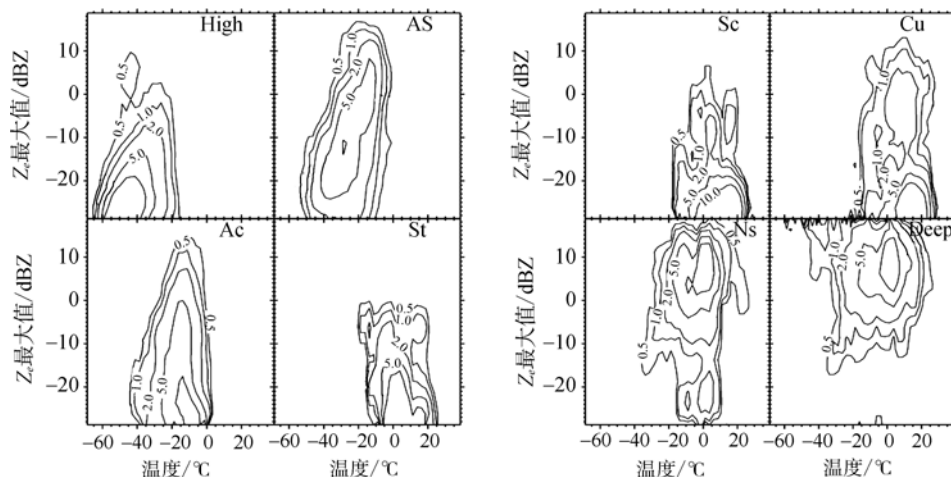
要信息,因此,有必要考虑其他云分类方法。Wang和Sassen(2001)的综合地基云分类结果表明,在雷达反射率因子 $Z_e$ (单位dBZ)取得最大值及其对应温度 $T$ 的空域,可以得到不同云类型的 $T-Z_e$ 频率分布情况,如图2所示。图2中所描述的特征与云的宏观和微观物理特性相一致,其中,等值线表示特定温度和最大反射率因子对应的云出现频率。依据图2所示基本原理,根据最大发射率因子和温度取值,以及云的水平尺度、垂直厚度等特征,可设计仅依赖雷达测量(RO: Radar-only)的阈值云分类算法。

对于一云簇,一旦在雷达云柱内检测出云盖,其高度、温度、 $Z_e$ 的最大值和降水事件随之确定。RO云分类流程可分为4个过程:进行云检测,识别出雷达视场云的存在性。识别降水云与非降水云,这里选用阈值法进行识别。地基云雷达测量研究表明,离地2km范围最大反射率因子 $Z_{max}$ 大于特定值时,可判断存在降水云,该阈值设为-15dB(Sassen & Wang, 2005)。Wang和Sassen(2001)先前给出该值设为-10dBZ。对非降水云进行分类,根据云高、温度和最大反射率因子 $Z_{max}$ 将云分成高云、中云和低云,也可参考Williams等(1995)和Hollars等(2004)的方法,根据云出现的高度,将高云、中云和低云分离出来。分别设计高云、中云、低云和降水云分类器,将云细分成8大类。

对于降水云,根据云的水平和垂直尺度以及降水的水平范围,可将之分成St, Sc, Cu, Ns和深层对流云。

### 2.2.2 结果分析

根据上述算法对2006-12-01的10轨数据,针对雷达库内出现Ci, As, Ac, St, Sc, Cu, Ns和Cb等8大云类型之一的情形进行分类统计,将所得结果与CloudSat数据处理中心发布的数据产品进行比对。同样,暂且设DPC发布的结果为“真值”,以此统

图2 不同云类型的 $T-Z_e$ 频率分布(Sassen & Wang, 2005)

计上述方法分类结果与“真值”相对误差。对于卷云 Ci 的平均相对误差为 1.5, 高层云 As 的平均相对误差为 5.3; 高积云 Ac 的平均相对误差为 -85.7, 差异较大。层云 St 在 DPC 发布产品中仅有两轨数据检测到, 且数量很少, 本算法却在每轨中检测到 St, 平均相对误差很大; 层积云 Sc 的平均相对误差为 -30.5, 积云 Cu 的平均相对误差为 -2.9, 雨层云 Ns 的平均相对误差为 7.2, 深层积雨云 Cb 的平均相对误差为 64.8。可见, 对于高云, 算法的识别效果较好; 对于中云, 由于 As 与 Ac 的属性比较一致, 特征量化存在难度, 算法将云顶温度大于 -35 作为第一判据进行识别, 可能存在不合理因素; 对于低云的识别存在一定的复杂性, 原因主要是星载毫米波测云雷达是从太空向下对地进行遥感观测, 首先测量到的是高云和中云, 它们受地面的影响不像低云明显, 而低云特别是水平或垂直尺度不大的低云, 具有明显的局地性, 很难找到全球通用的统一阈值进行准确识别, 这也是依赖阈值算法的一个弱点。

### 3 云相态识别

#### 3.1 算法描述

A-Train 卫星编队包含了星载偏振激光雷达和星载毫米波测云雷达, 为全球云相态识别提供了可能。CloudSat 毫米波雷达能测量云的回波信息, CALIPSO 激光雷达可测量云的极化信息。但是, 基于天基极化激光雷达测量的云相态识别也存在着很多局限, 主要源于云极化信息测量时多次散射的强烈影响, 以及穿过光学厚度较厚的云层时的局限性。克服这些局限性的办法之一是联合 CPR 与激光雷达对云相态进行识别。云相态的不同, 是由于云粒子尺度和数浓度这些微观属性的不同, 表现为毫米波和激光雷达测量的后向散射强度的不同。对于水云, 激光雷达测量的后向散射较强, 毫米波测云雷达较弱; 对于冰云, 激光雷达测量的后向散射处于弱到中等程度, 毫米波测云雷达较强; 对于混合相态云, 激光雷达测量的后向散射较强, 毫米波测云雷达处于中等到强大程度。

采用 CPR 雷达数据联合 ECMWF 提供的温度信息进行云相态识别。云相态识别流程图如图 3, 输入为 GEOPROF 提供的雷达反射率、云覆盖和经纬度数据以及 ECMWF 提供的温度数据, 输出是水云、冰云和混合云等云相态。由图 3 可知, 算法由虚线分成 2 个部分, 第一部分表示将雷达云柱作为一个整体, 确保云在垂直方向的一致性。该部分的判据

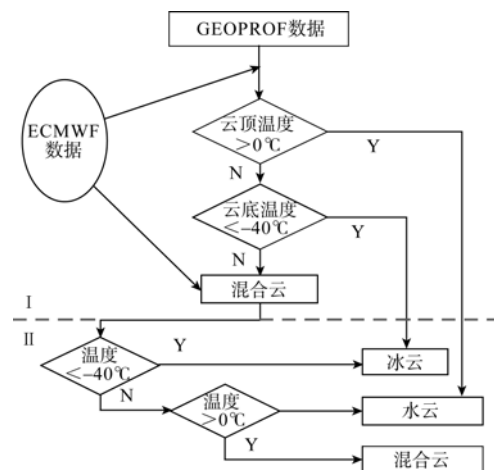


图3 基于 CPR 与 ECMWF 数据的云相态识别流程图

是, 云顶温度大于 0 时, 云层为水云; 云底温度小于 -40 时, 云层为冰云; 否则, 云层为混合云, 可能由过冷水、冰相或混合相云组成(Sassen & Wang, 2005)。第二部分专门针对混合云的识别, 确保云在水平方向的一致性。该部分的判据是, 云层内温度小于 -40 时, 云层为冰云; 温度大于 0 时, 云层为水云; 否则, 云层为混合云。这样处理的优点主要体现在: 确保云宏观特征的一致性, 以及获得激光雷达测量数据后, 可直接导入算法的第二部分对混合云研究。

#### 3.2 个例分析

所用数据轨道号 03169, 起止时间 2006 年 12 月 1 日 23:00:24 - 2006 年 12 月 2 日 00:39:17, 图 4 给出的子图经纬度范围分别为 133°—145°W、29.5°—59°S。图 4(a)是云相态识别结果, (b)图为 CPR 反射率因子, (c)图为 DPC 云分类产品, (d)图为激光雷达 532nm 波长的衰减后向散射系数廓线, (e)图为与云相态识别结果匹配的 532nm 波长的激光雷达后向散射廓线, (f)图为激光雷达 532nm 波长的极化比后向散射廓线。图(a)中蓝色与黑色图像之间表示温度处于 0—40, 属于混合云范围。以绿线为对称线, 在该线左右两边同高度上的反射率大小基本一致, DPC 云分类(c)也只能说明它们属于同一云类型, 即中云簇的高层云, 但激光雷达后向散射系数(e)和极化比(f)却呈现明确差别, 强的激光后向散射系数和低的极化比, 表示混合云中水滴为主, 弱的激光后向散射系数和强的极化比, 表示混合云中以冰晶为主。综合激光雷达后向散射廓线、激光雷达极化比廓线和 CPR 雷达反射率廓线, 可以看出绿线两边附近空域云的相态: 左边以冰相为主, 右边为混合相。

可见, 依赖温度和 CPR 雷达反射率廓线数据的



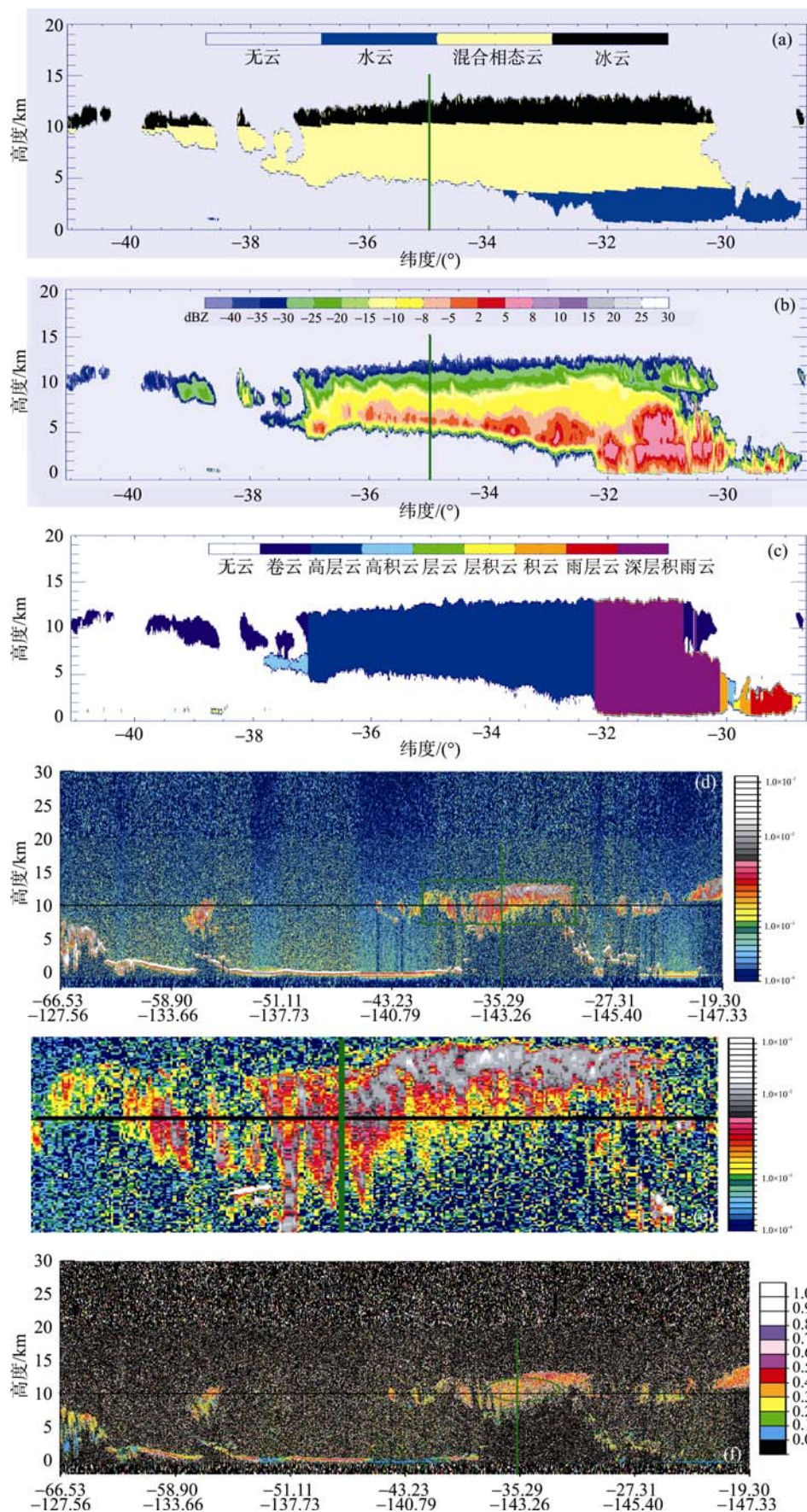


图4 云相态识别结果(a)以及基于匹配数据的 CloudSat/CPR 反射率因子(b)DPC 云分类产品(c) CALIPSO/Lidar 的衰减后向散射廓线(d)、(e)和极化比后向散射廓线(f)

云相态识别,只能将云相态识别成水相、冰相和混合相,融合偏振激光后向散射廓线和极化比信息后,可对混合相态云进一步分析。但是,由于 CALIPSO/Lidar 数据未见发布,图 4 中激光雷达的图片是为了比对需要,直接从互联网上下载到的图片产品而非实测数据产品,如能获得 Lidar 的实测数据,可联合 CPR 和 Lidar 测量资料进行混合相态云的细分。

## 4 结 论

基于星载毫米波测云雷达实测数据,在各种地基和天基遥感平台支持的云特征反演算法的基础上,结合 CloudSat 云场景分类,分别设计了云分类和云相态识别的算法流程,将结果分别与 CloudSat 数据处理中心发布的产品和 CALIPSO/Lidar 实测数据产品进行了对比分析,结果表明:

(1) 基于云顶特征的云分类与 MODIS 云场景具有很高的-致性,但会丢失云顶以下的重要信息,不利于云的研究与应用,如果能将主、被云遥感器组合起来对地进行协同观测,不但可以获得云顶信息以及云团的内部结构信息,而且还可进行不同性质遥感器间测量结果的相互验证,对于提高遥感测量结果的可信度很有意义,这也是实施 A-Train 卫星编队的意义之一。

(2) 基于云角色的云分类对于高云的识别效果很好,主要是因为高云出现的位置相对确定,根据高度就可以将之与其他云类型区分;在中云的识别中,对于高积云 As 的识别结果也比较好,但对 Ac 则存在少识别情形,可能是算法将云顶温度作为这 2 种云类型的第一判据,存在不合理因素;对于低云的识别结果较为复杂,而且不是很稳定,主要原因是低云受局地性影响,对于依赖阈值的云分类算法,很难找到全球通用的统一阈值对各种云类型进行准确识别,特别值得注意的是, DPC 数据产品中基本没有出现层积云 Sc,可能不太合理,也即是说,云分类结果还应考虑与其他产品的比对,但目前没有这方面的资料可用;对于降水云的识别,主要根据云底回波的大小与其他云类型区分,而降水云本身的细分则主要是以降水云的水平和垂直尺度信息为

依据进行识别,这样,容易识别出大尺度且物理性质比较均一的云团,但对于小尺度且物理性质较为复杂的云团,做到准确识别还存在一定的难度。另外,算法主要考虑了单条廓线的特性,也融合了部分云团信息,下一步将考虑以更多云团信息为主,并融合单条廓线的特点,进行云团的整体识别,结果可能会更好些。

(3) 云相态识别算法采用温度作为第一判别条件,对星载毫米波测云雷达资料进行冰相、水相和混合相态云的识别,从结果上看,算法设计能够达到正确识别云相态的要求,由于 CloudSat 星上载荷不具备极化测量的能力, CALIPSO/Lidar 实测数据也未见发布,因此,目前还不能将混合云进一步细分。

此外,文中所给个例基本位于海洋上空,主要是考虑到海洋表面的物理性质较陆地单一,星载毫米波测云遥感测量到的回波较为集中,云团比较完整,便于说明和分析问题。

## REFERENCES

- Hollars S, Fu Q, Comstock J and Ackerman T. 2004. Comparison of cloud-top height retrievals from ground-based 35GHz MMCR and GMS-5 satellite observations at ARM TWP Manus site. *Atmospheric Research*, **72**: 169—186
- Mace G. 2004. Level 2 GEOPROF product process description and interface control document. CloudSat Project. [http://cloudsat.cira.colostate.edu/ICD/2B-GEOPROF/2B-GEOPROF\\_PDICD\\_3.0.pdf](http://cloudsat.cira.colostate.edu/ICD/2B-GEOPROF/2B-GEOPROF_PDICD_3.0.pdf) (2007-10-08)
- Sassen K and Wang Z. 2005. Level 2 cloud scenario classification product process description and interface control document. CloudSat Project. [http://cloudsat.cira.colostate.edu/ICD/2B-CLDCLASS/2B-CLDCLASS\\_PDICD\\_4.0.pdf](http://cloudsat.cira.colostate.edu/ICD/2B-CLDCLASS/2B-CLDCLASS_PDICD_4.0.pdf) (2007-10-08)
- Stephens G L and Vane D G. 2006. Cloud remote sensing from space in the era of the A-Train. SPIE 6359, doi:10.117/12.714423, 635902—635910
- Wang Z and Sassen K. 2001. Cloud type and macrophysical property retrieval using multiple remote sensors. *Journal of Applied Meteorology*, **40**: 1665—1682
- Williams C R, Ecklund W L and Gage K S. 1995. Classification of precipitation clouds in the tropics using 915-MHz wind profilers. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **12**: 996—1012