

张勇, 吴胜刚, 张亚萍, 等, 2019. 基于 SWAN 雷达拼图产品在暴雨过程中的对流云降水识别及效果检验[J]. 气象, 45(2): 180-190. Zhang Y, Wu S G, Zhang Y P, et al, 2019. Identification and effect verification of convective cloud precipitation in rainstorm processes based on SWAN mosaic products[J]. Meteor Mon, 45(2): 180-190(in Chinese).

基于 SWAN 雷达拼图产品在暴雨过程中的 对流云降水识别及效果检验^{*}

张 勇 吴胜刚 张亚萍 刘伯骏 龙美希 邹 倩

重庆市气象台, 重庆 401147

提 要: 本文基于 SWAN 雷达拼图产品, 选取了组合反射率因子、组合反射率因子水平梯度、回波顶高及垂直累积液态水含量作为识别参数, 采用模糊逻辑法对暴雨过程中的对流云与层状云降水进行了分类试验, 对发生在重庆的 12 次区域性暴雨天气过程分类结果进行了验证。并以 ADTD 地闪资料作为对流云降水的实况观测数据, 分别采用了四种不同半径的空间匹配与四种不同时间匹配方式对识别出的对流云降水产品进行了定量检验。检验结果显示: 随着空间匹配半径的增大, 正确率明显提高, 而 6 min 地闪相对于 6 min 拼图产品提前 6、3、0 min 及滞后 3 min 四种时间匹配方式, 其正确率变化很小。对于 12 次暴雨过程的总体评分较高, 检验方法具有清楚的物理意义, 在不同的时空匹配方式下的评分结果符合实际情况, 同时说明对流云与层状云降水分类效果较好, 也是对对流云降水识别定量检验的一次探索。

关键词: SWAN 拼图产品, 暴雨, 降水分类, 地闪, 检验

中图分类号: P456

文献标志码: A

DOI: 10. 7519/j. issn. 1000-0526. 2019. 02. 004

Identification and Effect Verification of Convective Cloud Precipitation in Rainstorm Processes Based on SWAN Mosaic Products

ZHANG Yong WU Shenggang ZHANG Yaping LIU Bojun LONG Meixi ZOU Qian

Chongqing Meteorological Observatory, Chongqing 401147

Abstract: Based on SWAN (Severe Weather Automatic Nowcast System) radar mosaic products, we selected the composite reflectivity factor and its horizontal gradient, echo top height and vertically integrated liquid water content as identification parameters, and conducted a classification test for convective cloud and stratiform cloud precipitation in rainstorm processes using the fuzzy logic method. The results were verified by 12 regional rainstorm processes that occurred in Chongqing. Taking the Advanced TOA and Direction System lightning data as objective observation data of convective cloud precipitation, we tested the related products quantitatively by four different radiuses of spatial matching and four different time matching methods, respectively. The verification results showed that with the increase of space matching radius, the correct rate improves significantly. However, the correct rate of 6 min cloud-to-ground lightning flashes relative to 6 min mosaic products ahead of 6 min, 3 min, 0 min and lagging 3 min four time matching methods, changes slightly. The overall score of the rainstorm is high and the test method has clear physical meaning. The score results under different temporal and spatial matching patterns are consistent

^{*} 中国气象局预报员专项(CMAYBY2016-059)和重庆市气象部门业务技术攻关项目(YWJSGG-201903)共同资助

2018 年 1 月 5 日收稿; 2018 年 9 月 5 日收修定稿

第一作者: 张勇, 主要从事天气预报工作及雷达资料应用研究. Email: zangy110@126. com

with the actual situation, which means the classification outcome of the convective and stratiform rainfall is good. This is an exploration of convective cloud precipitation quantitative test as well.

Key words: SWAN (Severe Weather Automatic Nowcast System) mosaic products, rainstorm, precipitation on classification, cloud-to-ground lightning, verification

引 言

大范围的暴雨天气过程,常常是层状云与对流云降水的混合,在大片的降水中嵌入有对流降水系统。因为对流云与层状云降水具有不同的特点,可以区分出对流云与层状云降水。这对进一步研究对流云与层状云降水机理、定量降水估测、强对流天气监测预警、人工影响天气作业指挥、航空航天及数值预报中的资料同化以及对流活动的气候统计分析等方面起到重要作用(仲凌志等,2007; Rao et al, 2011; Chen et al, 2012; 2014)。

目前,国内外对降水或降水云分类方面的研究较多,根据使用不同的资料可分为:天气雷达(Churchill and Houze, 1984; Steiner et al, 1995; Biggerstaff and Listemaa, 2000; 王静和程明虎, 2007; 肖艳姣和刘黎平, 2007)、风廓线雷达(Williams et al, 1995; Rao et al, 2008a; 2008b; 黄钰等, 2015)、气象卫星(Adler and Negri, 1988; Baum et al, 1997; 白慧卿等, 1998; 师春香和瞿建华, 2002)及雨量计(Houze, 1973; Baldwin et al, 2005),也有利用多种资料共同识别或相互验证。从时空分辨率及空间覆盖范围方面考虑,采用天气雷达资料来进行降水分类具有明显优势,国内外这方面的研究较多。在国外,Churchill and Houze(1984)利用雷达反射率因子阈值确定对流中心,再固定一个对流中心影响的半径以确定对流云的面积。Steiner et al(1995)在 Churchill and Houze(1984)的基础上将固定的影响半径改为反射率因子的函数,同时将反射率因子阈值改为局地平均背景反射率因子的函数,这对识别效果有所改进。Biggerstaff and Listemaa(2000)考虑 0°C 层亮带的影响及对流云与层状云的三维结构特征,采用雷达反射率因子来对其进行识别。在国内,仲凌志等(2007)在 Steiner et al (1995)“峰值法”的基础上,根据我国暴雨的特点,对方法中的步骤与参数设置进行了调整,实现了本地移用,并分析了降水分类在定量降水估测中的应用。

王静和程明虎(2007)采用神经网络方法对雷达资料进行降水分类研究,取适当的参数时取得较好的试验效果。肖艳姣和刘黎平(2007)采用模糊逻辑法对雷达回波进行了对流云与层状云的分类,结果显示分类效果较好。方德贤等(2016)综合利用雷达、探空资料将风暴按强度进行了分类,并应用于人工防雹。前面的研究均采用单雷达资料,一方面,单雷达本身观测具有一定的局限。另一方面,对降水分类结果的检验方面大多建立在主观识别的基础上或利用其他资料(如:降水)验证,检验结果具有一定的主观性,检验范围也具有一定的局限性,一定程度上限制了实际业务应用。近几年,一些算法在多雷达拼图资料上得到扩展或改进(勾亚彬等, 2014; 李国翠等, 2014; 杨吉等, 2015),同时,闪电的应用研究也越来越广泛(鄧秀书等, 2014)。本文利用多部雷达组网优势(肖艳姣和刘黎平, 2006),并根据对流云与层状云表现出的不同特点,采用 SWAN (Severe Weather Automatic Nowcast System) 雷达拼图产品基于模糊逻辑法(Zadeh, 1968; 肖艳姣和刘黎平, 2007)来区分降水类型,并以 ADTD(advanced TOA and direction system)闪电资料作为实况资料来定量检验对流云的识别效果。这里假定对流云产生的雷电,并被 ADTD 探测到,由此得到定量的检验结果,利用闪电来检验对流云降水具有清楚的物理意义。

1 对流云与层状云降水分类

1.1 模糊逻辑法

模糊逻辑法(fuzzy logic method, FLM)最早由 Zadeh(1968)提出,其最大特点是不需要识别量的具体值,仅需要识别量较宽松的分级区间,即可得到较为合适的结果,具有较强的扩充性和兼容性,在冰雹识别及云分类方面得到广泛应用(曹俊武等, 2005; 刘黎平等, 2007; Baum et al, 1997)。传统的 FLM 包括四个过程:模糊化、规则推断、集成与退模

糊。FLM 隶属函数采用梯形函数系的基本形式,隶属函数表达式为(肖艳姣和刘黎平,2007):

$$T(x, x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & x \geq x_2 \\ (x - x_1)/(x_2 - x_1) & x_1 < x < x_2 \\ 0 & x \leq x_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, x 表示识别量。根据对流云与层状云降水特点,选取 4 个识别量,分别是组合反射率因子(CR)、组合反射率因子水平梯度(GCR)、反射率因子为 18 dBz 时的回波顶高(ET)、垂直累积液态水含量(VIL),其中 CR、ET、VIL 直接使用 SWAN 输出产品,参与 SWAN 拼图的雷达包括重庆 4 部及周边的 8 部,雷达站点及型号见表 1。GCR 参考肖艳姣和刘黎平(2007)的计算方法,其表达式为:

$$GCR = \max \left(\left| \frac{\lg(|Z_{i+n} - Z_{i-n}|)}{2n} \right|, \left| \frac{\lg(|Z_{j+n} - Z_{j-n}|)}{2n} \right| \right) \quad (2)$$

式中, Z 表示 Z_{CR} , 单位为 $\text{mm}^6 \cdot \text{m}^{-3}$, i 与 j 分别代表 x 方向第 i 个格点与 y 方向的第 j 个格点, n 表示格点数,并且当 $n=2$ 时,层状云与对流云的 GCR 差异最明显,其单位为 $\text{dB} \cdot \text{km}^{-1}$ 。对于识别参量门限值 x_1 与 x_2 的取值,严格来说,门限值需要通过大量的样本统计来确定,但由于统计大量样本存在困难,且区分层状云与对流云降水的识别量也较主观,实际业务中一般结合经验给出门限值。这里通过暴雨两个例中识别量的大致取值范围并结合经验及参考相关文献(肖艳姣和刘黎平,2007; Steiner et al, 1995; Chen et al, 2012), 4 个识别量门限值分别为:

对于 CR, $x_1=25, x_2=45$; 对于 GCR, $x_1=0.4, x_2=1.0$; 对于 ET, $x_1=6, x_2=12$; 对于 VIL, $x_1=2, x_2=10$ 。确定识别量的门限值,其模糊基函数也就确定了。在区分层状云与对流云降水时首先将识别量通过模糊基函数模糊化,再通过识别参数模糊值按照各自的权重累加得到确定值,即计算 $T = k_1 T(\text{CR}) + k_2 T(\text{GCR}) + k_3 T(\text{ET}) + k_4 T(\text{VIL})$, 这里取权重系数 $k_1 = k_2 = k_3 = k_4 = 0.25$, 最后将 T 值与设置的识别阈值比较,这里设置识别阈值为 0.5, 当 $T > 0.5$ 时即识别为对流云降水,否则判断为层状云降水。

1.2 分类结果初步分析

选取 2015—2016 年发生在重庆的 12 次区域性暴雨过程,各暴雨过程的开始与结束时间以及对应的研究区域见表 2。这里将研究区域划分为西部、东北部、东南部,并分别用 A、B、C 表示,其对应范围如图 1,这样划分主要原因有三个,一是每次暴雨过程的主要降雨具有区域性特点,暴雨过程对应的研究区域即为主要的降水区,可以减少 6 min 间隔的高频次资料处理;二是研究区域均在闪电定位仪探测网覆盖范围内,确保在研究区域内的闪电资料的全覆盖,并以此作为检验资料;三是根据重庆范围内的地形地貌及气候特点,西部主要位于四川盆地的东南部,主要以丘陵为主,东北部与东南部主要是山区地带,且东北部与东南部在气候特点上也存在明显的差异。三个研究区对应的暴雨过程均为 4 次,应用 FLM 将 12 次暴雨过程逐 6 min 间隔的拼图产品区分为层状云与对流云降水,得到 6 min 间隔的降水分类产品。

图 2 是暴雨 1 在 2015 年 6 月 30 日 03 时的分类结果,其中蓝色表示层状云降水,红色表示对流性降水。图 2a 是应用 FLM 直接分类的结果,从图中可以看出存在较多的孤立的对流性回波,采用 3×3 格点中值滤波处理后得到图 2b,从图中可以看出滤波处理后去掉了部分孤立对流点,对流性降水回波的整体形态更符合实际情况。图 3 是对应时刻的雷达拼图组合反射率因子及滤波后的分类降水产品与地闪的叠加。从雷达回波(图 3a)看,降水回波范围较大,回波强度变化范围较大,其中小于 25 dBz 一般是层状云降水回波,大于 45 dBz 一般被认为是对流性降水回波,具有回波强度强、回波密实、回波发展高度较高、水平梯度较大、更容易产生雷电等特

表 1 SWAN 拼图雷达站点及型号

Table 1 The sites and types of SWAN radar mosaic

序号	雷达站点	雷达型号
1	重庆	CINRAD/SA
2	万州	CINRAD/SB
3	永川	CINRAD/SA
4	黔江	CINRAD/CD
5	成都	CINRAD/SC
6	宜宾	CINRAD/SC
7	南充	CINRAD/SC
8	达州	CINRAD/SC
9	遵义	CINRAD/CD
10	怀化	CINRAD/CB
11	恩施	CINRAD/SB
12	宜昌	CINRAD/SA

点。介于 25~45 dBz 为混合性降水回波,在较均匀的层状云降水回波中镶嵌有较强的对流性回波。从

表 2 选取的 12 次暴雨过程的研究时段及对应区域
Table 2 Study periods and corresponding regions of the selected 12 rainstorm processes

序号	暴雨过程时段/年月日时	简称	研究区域
1	2015062908—070120	暴雨 1	A
2	2015071408—071514	暴雨 2	C
3	2015072120—072220	暴雨 3	A
4	2015081614—081908	暴雨 4	A
5	2015091020—091208	暴雨 5	A
6	2016050614—050808	暴雨 6	C
7	2016053120—060220	暴雨 7	B
8	2016061818—062014	暴雨 8	C
9	2016062318—062508	暴雨 9	B
10	2016063002—070110	暴雨 10	B
11	2016071319—071508	暴雨 11	B
12	2016071814—072008	暴雨 12	C

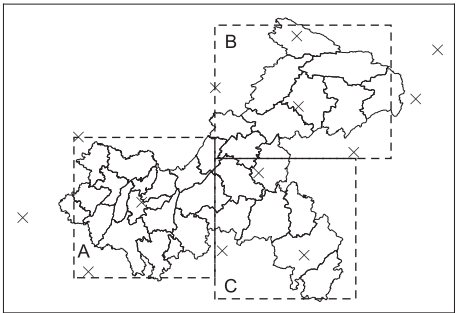


图 1 研究区域及 13 部闪电定位仪分布示意图
(虚线框分别代表研究区域,西部、东北部、东南部
分别用 A、B、C 表示,×表示闪电定位仪)

Fig. 1 Sketch map of the study area and 13 lightning locators
(Dashed lines represent the study areas, A, B and C denote the western, northeastern, and southeastern, respectively; × denotes lightning locator)

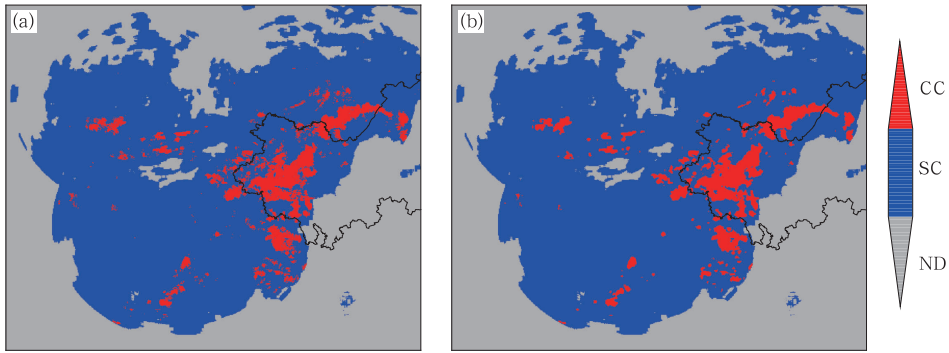


图 2 暴雨 1 在 2015 年 6 月 30 日 03 时层状云与对流云降水分类结果
(a)3×3 中值滤波前,(b)3×3 中值滤波后
Fig. 2 The rainstorm Case 1 classification results of stratiform cloud and convective cloud precipitation at 03:00 BT 30 June 2015
(a) before 3×3 median filter, (b) after 3×3 median filter

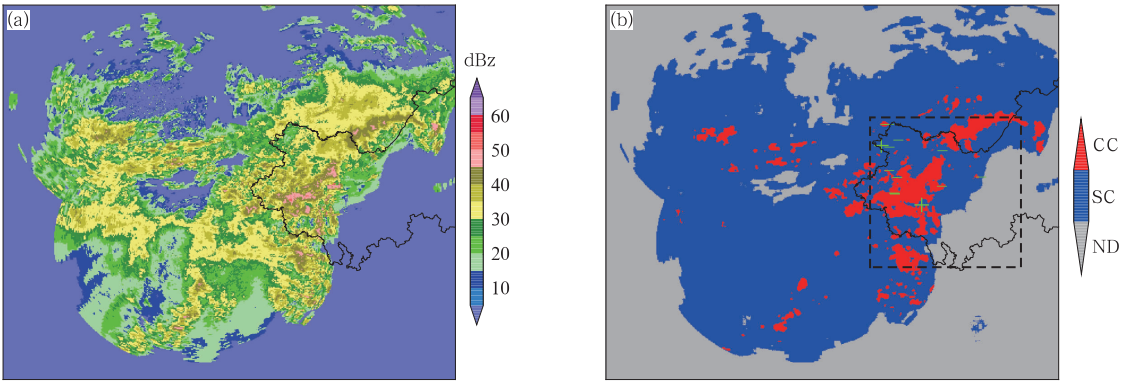


图 3 暴雨 1 在 2015 年 06 月 30 日 03 时组合反射率因子(a)与层状云与对流云降水分类结果与地闪叠加(b)
(虚线框代表研究区域)
Fig. 3 Radar reflectivity factor and precipitation classification of rainstorm Case 1 at 03:00 BT 30 June 2015
(a) composite reflectivity factor, (b) classification results of stratiform cloud and convective cloud precipitation superimposed with the cloud-to-ground flashes
(Dashed boxes represent the study area)

分类结果与地闪的叠加图(图 3b)看,对流性降水与强回波具有较好的一致性,在研究区域内,大部分地闪在对流性降水区及其附近。图 4 是对应时刻的 4 个识别量,对应的对流云降水均表现出较大值的特点,也符合对流云降水的特点,同时也进一步说明降水分类结果具有合理性。

2 分类效果定量检验

2.1 检验方法

前面简单分析了层状云与对流性降水分类结果,利用雷达回波强度与地闪资料,从宏观上初步分析了层状云与对流云分类识别效果,但没有给出定量的检验效果。这里尝试用定量方法来评估识别效果,首先利用 ADTD 地闪资料作为检验效果的实况资料,ADTD 是中国科学院空间科学与应用研究中心研制的闪电定位系统,各子站探测范围 250 km,

按 150 km 的基线距离及一定几何形状组成的探测网,其探测效率高于 85%(曾金全等,2016),时间精度为 $0.1 \mu\text{s}$,网内探测定位精度小于 300 m(支树林等,2018)。本文中 ADTD 资料来自于 13 部闪电定位仪组成的探测网,完全覆盖研究区域,其空间分布见图 1。ADTD 观测的是二维地闪信息,假定对流云降水产生闪电,且闪电与地面接通,即云地闪,且云地闪被 ADTD 观测定位,这样就可以用 ADTD 观测到的地闪来检验对流云的识别效果。在实际定位中,由于定位方法、电磁干扰、地形地貌及数据传输等影响,一部分数据存在失真的情况,参照曾金全等(2016)的处理方式,剔除电流幅值或陡度为 0 的闪电。从 ADTD 的探测原理可以知:ADTD 主要探测到的是云地之间的闪电。因而实际情况中,对流云降水产生云间、云内及云对空气的闪电就不能被探测到,在业务中有这样的经验,能听到雷声,而 ADTD 系统上没有观测到相应的闪电。鉴于此,采用适当宽松的模糊时间、空间匹配方法来定量检验

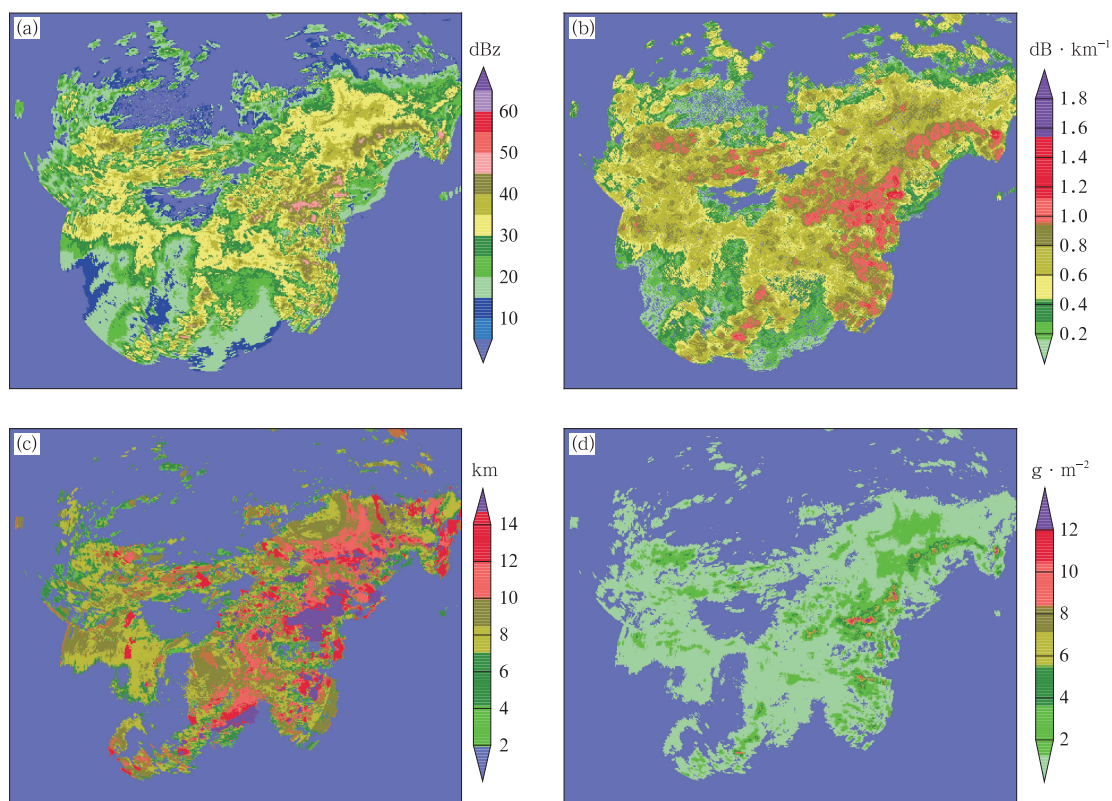


图 4 暴雨 1 在 2015 年 06 月 30 日 03 时识别参量

(a)组合反射率因子,(b)组合反射率因子水平梯度,(c)回波顶高,(d)垂直累积液态水含量

Fig. 4 Identification parameters of rainstorm Case 1 at 03:00 BT 30 June 2015

(a) composite reflectivity factor, (b) horizontal gradient of composite reflectivity factor,

(c) echo top, (d) vertically integrated liquid water content

对流云降水的分类效果。实际上,国内研究人员已采用模糊方式检验或评估不能完全确定的目标(李佰平等,2016;马申佳等,2018)。表 3 是对流云降水识别与 ADTD 地闪观测列联表,正确率 R_r (保留一位小数)表达式为:

$$R_r = \frac{N_r}{N_t} \times 100\%,$$
$$N_t = N_r + N_w \quad (3)$$

式中, N_t 表示与雷达观测匹配的 6 min 地闪发生次数, N_r 表示正确次数, N_w 表示错误次数。如:在 6 min 内研究区域内观测到 10 次地闪,其中 6 次地闪的匹配区有对流云降水,则对该次识别效果评定正确率为 60.0%。地闪与对流云采用点面的空间匹配方法,观测到的地闪对应一定范围内有对流云即为正确,否则错误。设置地闪周围 2、5、10、20 km 半径范围内作为与地闪的匹配面区域,在时间匹配上,地闪处理成与拼图产品一致的 6 min 间隔,设置时间起点分别为雷达拼图资料时间点的前 6 min、前 3 min、0 min 和后 3 min。地闪与识别出的对流云的空间、时间匹配示意图如图 5,图 5a 表示空间匹配,在以地闪为中心半径 R 范围内有识别出的对流云即为正确。图 5b 表示时间匹配,地闪与雷达拼图均为 6 min 间隔,地闪起始时间相对于雷达拼图起始时间分别为 -6、-3、0、3 min,并分别用 A、B、C 和 D 表示。

2.2 检验结果

图 6 是暴雨 1 在半径 2 km 的空间匹配与 A 方式的时间匹配的逐 6 min 检验结果序列图,在研究区域内共观测到地闪 4369 次,其中识别出对流性降水对应的有 2883 次,正确率为 66.0%(表 4、表 5)。从逐 6 min 检验结果看,6 min 的地闪频次变化很大,最大达到 177 次,对应的有 151 次评定为正确,正确率为 85.3%。单从正确率看,有的时次达到 100%,有的为 0%,正确率为 100%与 0%对应的地闪频次一般较低,多数在 1 到几次之间。在 A 方式的时间匹配下,不同半径(2、5、10 和 20 km)的空间匹配的逐 6 min 检验结果序列如图 7,从图中可以

表 3 对流云降水识别与 ADTD 地闪观测列联表
Table 3 Contingency table of convective cloud precipitation identification and ADTD lightning detection

		ADTD 地闪观测	
对流云降水识别	对	N_r	$N_t = N_r + N_w$
	错	N_w	

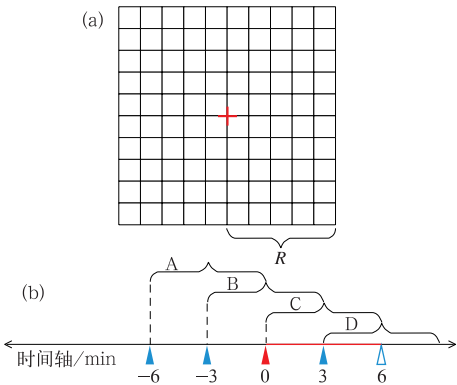


图 5 空间(a)与时间(b)匹配示意图
(图 5a, + 代表地闪位置, R 表示地闪匹配的空间半径;
图 5b, ▲ 代表雷达拼图产品起始时刻, 其后的
红色直线表示拼图产品的时间长度 6 min, ▲ 表示地闪
资料相对于拼图产品时间的起始时刻, 地闪数据
的时长与雷达拼图产品一致, 均为 6 min, 并根据
其相对位置, 依次用 A、B、C、D 表示)
Fig. 5 Sketch map of spatial (a) and temporal (b)
matching for convective identification test
(In Fig. 5a, + represents the location of cloud-to-ground flash
and R indicates the spatial radius of cloud-to-ground flash
matching. In Fig. 5b, ▲ represents the starting moment of
radar mosaic product, followed by a red straight line indicating
the time length of the mosaic product is 6 min, ▲ indicates
the starting time of cloud-to-ground flash data relative to
the mosaic product time; the duration of the cloud-to-ground
flash data is the same as that of the radar mosaic product,
both are 6 min, and are marked by A, B, C, D in order)

看出,随着匹配半径的增大,正确率也增大,分别为 66.0%、74.0%、81.8%和 88.4%(表 4、表 5)。图 8 是在 5 km 半径的空间匹配方式下,不同时间匹配方式的检验序列,从图中可以看出检验结果变化很小,A、B、C 和 D 时间匹配方式逐 6 min 的正确率非常一致,分别为 74.0%、74.3%、74.5%和 74.7%(表 4、表 5)。表 4 和表 5 是在不同的时空匹配方式下的检验结果,考虑随机因素可能带来的影响,表中给出了去掉 1 次及 ≤3 次地闪后的检验结果。从表 4 中可以看出,无论是否去掉 1 次及 ≤3 次地闪的情况,A、B、C 和 D 4 种时间匹配下的 2、5、10 和 20 km 匹配半径的平均正确率略有增大,但增大都不明显,在 1%以内。在去掉 1 次及 ≤3 次地闪时,正确率略有提高,约 1%,对检验结果影响较小。在未去掉少频次地闪时,平均正确率分别为 77.6%、77.9%、78.0%和 78.2%,去掉 1 次地闪时,平均正确率分别为 78.4%、78.7%、78.8%和 79.0%,去掉 ≤3 次地闪时,平均正确率分别为 79.5%、79.8%、79.9%和 80.1%。表 5 是 2、5、10 和 20 km 四种匹配半径下的 A、B、C 和 D 时间匹配的检验结果,同时也给

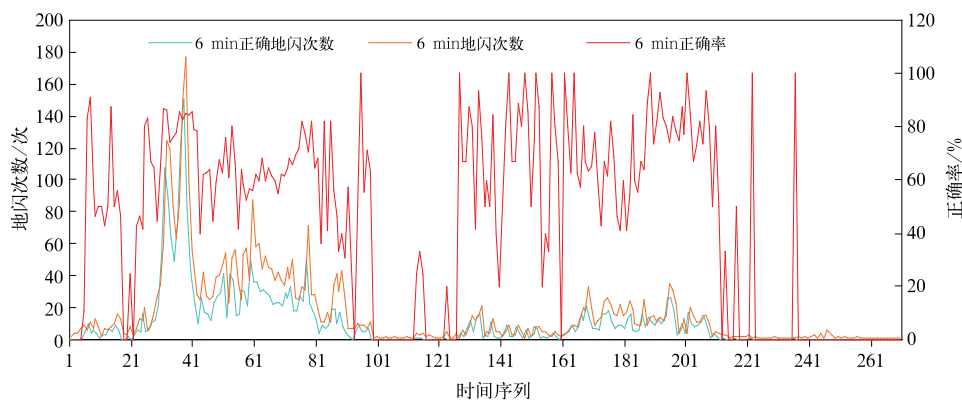


图 6 暴雨 1 采用半径 2 km 的空间匹配及时间匹配
为 A 方式的逐 6 min 检验结果序列

Fig. 6 Test results sequences of every 6 min when rainstorm Case 1 used
2 km radius as spatial matching and A mode as temporal matching

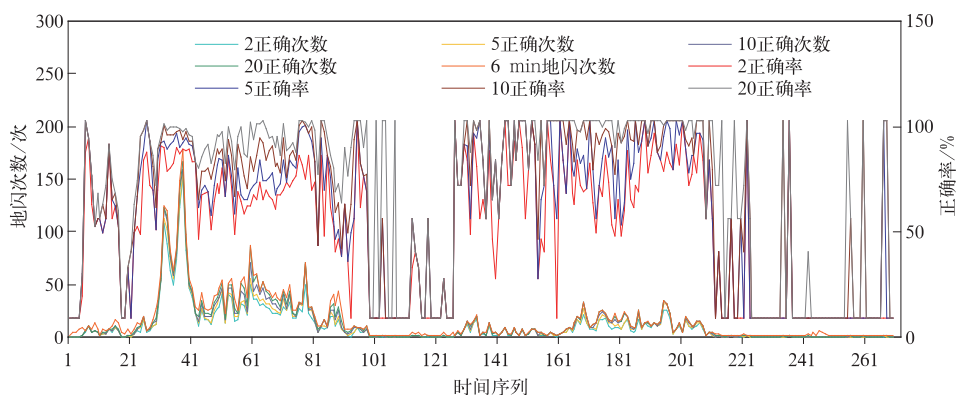


图 7 暴雨 1 分别采用半径 2、5、10 和 20 km 的空间匹配及
时间匹配为 A 方式的逐 6 min 检验结果序列

Fig. 7 Test result sequences of every 6 min when rainstorm Case 1 used 2 km, 5 km, 10 km
and 20 km radius respectively as spatial matching and A mode as temporal matching

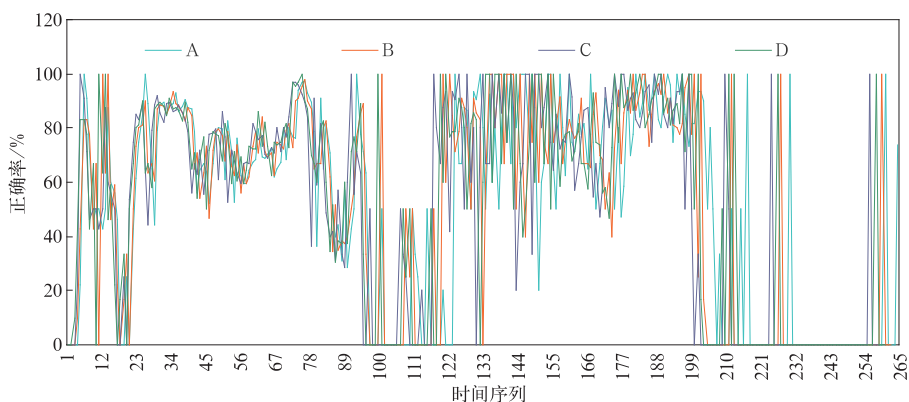


图 8 暴雨 1 分别采用 A、B、C 和 D 的时间匹配方式及
半径 5 km 的空间匹配的逐 6 min 的正确率序列

Fig. 8 Correct rate sequences of every 6 min when rainstorm Case 1 used A, B, C
and D mode respectively as temporal matching and 5 km radius as spatial matching

表 4 暴雨 1 不同时间匹配方式在不同的空间匹配半径下的
对流性降水分类定量检验结果
(无处理/去掉 1 次地闪/去掉≤3 次地闪)

Table 4 Quantitative test results of convective precipitation classification of rainstorm Case 1 under different spatial matching radiuses for different temporal matching methods (without processing/removal of 1 cloud-to-ground flash/removal of ≤3 cloud-to-ground lightning flashes)						
时间匹配 方式	时间匹配 长度/min	空间匹配 半径/km	对流性降水对应 的地闪次数/次	地闪总 次数/次	正确率/%	平均值/%
A	6	2	2883/2879/2857	4369/4315/4212	66.0/66.7/67.8	77.6/78.4/79.5
		5	3232/3227/3197		74.0/74.8/75.9	
		10	3573/3565/3529		81.8/82.6/83.8	
		20	3864/3852/3804		88.4/89.3/90.3	
B	6	2	2879/2876/2861	4346/4288/4201	66.2/67.1/68.1	77.9/78.7/79.8
		5	3227/3221/3203		74.3/75.1/76.2	
		10	3568/3556/3533		82.1/82.9/84.1	
		20	3861/3845/3818		88.8/89.7/90.9	
C	6	2	2896/2891/2872	4347/4294/4198	66.6/67.3/68.4	78.0/78.8/79.9
		5	3238/3233/3207		74.5/75.3/76.4	
		10	3573/3565/3531		82.2/83.0/84.1	
		20	3859/3848/3805		88.8/89.6/90.6	
D	6	2	2886/2880/2861	4336/4279/4190	66.6/67.3/68.3	78.2/79.0/80.1
		5	3237/3230/3209		74.7/75.5/76.6	
		10	3576/3564/3540		82.5/83.3/84.5	
		20	3858/3841/3811		89.0/89.8/91.0	

表 5 同表 4, 但为不同空间匹配半径方式在不同的时间匹配下的结果
Table 5 Same as Table 4, but for results under different temporal matching methods
for different spatial matching radiuses

空间匹配 半径/km	时间匹配 长度/min	时间匹配 方式	对流性降水对应 的地闪次数/次	地闪总 次数/次	正确率/%	平均值/%
2	6	A	2883/2879/2857	4369/4315/4212	66.0/66.7/67.8	66.4/67.1/68.2
		B	2879/2876/2861	4346/4288/4201	66.2/67.1/68.1	
		C	2896/2891/2872	4347/4294/4198	66.6/67.3/68.4	
		D	2886/2880/2861	4336/4279/4190	66.6/67.3/68.3	
5	6	A	3232/3227/3197	4369/4315/4212	74.0/74.8/75.9	74.4/75.2/76.3
		B	3227/3221/3203	4346/4288/4201	74.3/75.1/76.2	
		C	3238/3233/3207	4347/4294/4198	74.5/75.3/76.4	
		D	3237/3230/3209	4336/4279/4190	74.7/75.5/76.6	
10	6	A	3573/3565/3529	4369/4315/4212	81.8/82.6/83.8	82.2/83.0/84.1
		B	3568/3556/3533	4346/4288/4201	82.1/82.9/84.1	
		C	3573/3565/3531	4347/4294/4198	82.2/83.0/84.1	
		D	3576/3564/3540	4336/4279/4190	82.5/83.3/84.5	
20	6	A	3864/3852/3804	4369/4315/4212	88.4/89.3/90.3	88.8/89.6/90.7
		B	3861/3845/3818	4346/4288/4201	88.8/89.7/90.9	
		C	3859/3848/3805	4347/4294/4198	88.8/89.6/90.6	
		D	3858/3841/3811	4336/4279/4190	89.0/89.8/91.0	

出去掉 1 次及≤3 次地闪时的检验结果,从表中可以看出,随着匹配半径的增大,正确率明显提高,在未去掉少频次地闪时,2 km 半径的空间匹配在四种时间匹配方式下的平均正确率为 66.4%,5、10 和 20 km 分别为 74.4%、82.2% 和 88.8%。当去掉 1 次及≤3 次地闪时,正确率依次提高 1% 左右,对检

验结果影响较小,检验结果较稳定。由此可见当匹配半径增大时,实际上是放宽了评定正确率的条件,正确率提高明显,符合实际情况,而在时间匹配变化不大的情况下(6 min 以内),对流云的移动、变化较小,其地闪的空间时空变化不大,因而评定的正确率变化不大,也是符合实际情况。从此次暴雨过程对

流云降水分类的定量评分结果看,总体评分较高,在不同的时空匹配方式下的评分结果也符合实际情况,说明对流云与层状云降水分类效果较好,同时也是对对流云降水识别定量检验的一次尝试。

表 6、表 7 是 12 次暴雨过程的检验结果,由于去掉 1 次及 ≤ 3 次地闪时对检验结果影响较小,表中没有给出这两种情况的检验结果。从表中可以看出其检验结果与以上分析的暴雨 1 趋势完全一致,

并且在 12 次暴雨过程的平均情况上,正确率高于暴雨 1。12 次暴雨过程在时间匹配方式为相对于拼图产品前 6 min、前 3 min、0 min 及后 3 min 时,4 种空间匹配方式的平均正确率分别为 84.5%、84.7%、84.6%和 84.2%。在 2、5、10 和 20 km 的空间半径匹配时,4 种时间匹配方式的平均正确率分别为 75.1%、82.2%、87.8%和 92.8%。

表 6 暴雨 1~12 不同时间匹配方式在不同的空间匹配下的对流性降水分类正确率
Table 6 Correct rates of convective precipitation in rainstorm cases 1-12
under different spatial matching radiuses for different temporal matching methods

时间匹配方式	时间匹配长度/min	空间匹配半径/km	对流性降水对应的地闪次数/次	地闪总次数/次	正确率/%	平均值/%
A	6	2	30018	39756	75.5	84.5
		5	32635		82.1	
		10	34882		87.7	
		20	36864		92.7	
B	6	2	30119	39736	75.8	84.7
		5	32758		82.4	
		10	34888		87.8	
		20	36861		92.8	
C	6	2	29868	39697	75.2	84.6
		5	32730		82.4	
		10	34844		87.8	
		20	36867		92.9	
D	6	2	29230	39630	73.8	84.2
		5	32507		82.0	
		10	34854		87.9	
		20	36809		92.9	

表 7 同表 6,但为不同的空间匹配方式在不同时间匹配下的结果
Table 7 Same as Table 6, but the results under different temporal matching methods
for different spatial matching radiuses

空间匹配半径/km	时间匹配长度/min	时间匹配方式	对流性降水对应的地闪次数/次	地闪总次数/次	正确率/%	平均值/%
2	6	A	30018	39756	75.5	75.1
		B	30119	39736	75.8	
		C	29868	39697	75.2	
		D	29230	39630	73.8	
5	6	A	32635	39756	82.1	82.2
		B	32758	39736	82.4	
		C	32730	39697	82.4	
		D	32507	39630	82.0	
10	6	A	34882	39756	87.7	87.8
		B	34888	39736	87.8	
		C	34844	39697	87.8	
		D	34854	39630	87.9	
20	6	A	36864	39756	92.7	92.8
		B	36861	39736	92.8	
		C	36867	39697	92.9	
		D	36809	39630	92.9	

3 结论与讨论

利用 SWAN 雷达拼图产品资料,采用模糊逻辑法(FLM)实现了暴雨过程中的对流云与层状云降水分类。选取了发生在重庆的 12 次暴雨过程作为试验对象,并利用 ADTD 地闪观测资料对逐 6 min 的对流性降水分类产品进行了定量检验。得到如下结论:

(1) 根据对流云与层状云降水的雷达回波及其产品所表现出不同的特征,选取了组合反射率因子(CR)、组合反射率因子水平梯度(GCR)、回波顶高(ET)及垂直累积液态水含量(VIL)4 个识别量,采用 FLM 实现了暴雨过程中基于 SWAN 逐 6 min 拼图产品生成逐 6 min 的对流云与层状云降水分类产品。

(2) 采用 ADTD 地闪探测资料,假设对流云降水产生闪电,并被 ADTD 定位观测到,以 ADTD 地闪作为实况数据,采用较宽松的模糊时间与空间的匹配方式对流云降水分类产品进行了定量检验。结果显示:空间匹配半径分别为 2、5、10、20 km 时,随着匹配半径的增大,正确率明显提高,分别为 75.1%、82.2%、87.8% 和 92.8%。而 6 min 闪电相对于 6 min 对流性降水识别产品提前 6 min、3 min、0 min 及滞后 3 min 这 4 种时间匹配方式,其正确率变化很小,分别为 84.5%、84.7%、84.6% 和 84.2%。

FLM 的应用很广,在本文中的对流云与层状云降水分类应用中,其关键点主要有三点:第一是识别量的选取,选取的基本原则是识别量在对流云与层状云降水应表现出不同的特点。第二是识别量门限值的确定,理想情况下,识别量门限值应该通过大量的样本统计,通过识别量的概率密度分布特征来确定,然而统计本身需要基于确定的对流云与层状云降水样本,实际情况是没有对流云与层状云降水的统一区分标准,也就是对流云与层状云降水统计样本本身存在一定的主观性。在实际应用中,识别量门限值一般通过典型的个例统计或结合经验来确定,这也正是 FLM 的优势,不需要识别量的具体值,仅需要较宽松的分级区间。第三是识别量的权重分配,权重应该由识别量与识别对象的相关性确定,识别量与识别对象相关性越强,权重应该越大,反之亦然。实际应用中定量描述识别量与识别对象

较难,一般也由经验给出权重,本文没有对识别量的权重进行分析与研究。

本文以 ADTD 地闪资料作为对流云降水的实况观测,采用模糊时空匹配方式,对基于 SWAN 拼图产品识别出的对流云降水进行了定量检验,检验本身是基于对流性降水的物理过程,具有清楚的物理意义,从检验结果分析看也具有合理性,这是对对流云降水分类效果定量检验的一次探索。

参考文献

- 白慧卿,方宗义,吴蓉璋,等,1998. 基于人工神经网络的 GMS 云图四类云系的识别[J]. 应用气象学报,9(4):402-409. Bai H Q, Fang Z Y, Wu R Z, et al, 1998. Identification about four kinds of cloud systems in GMS images based on neural network[J]. J Appl Meteor Sci, 9(4):402-409(in Chinese).
- 曹俊武,刘黎平,葛润生,2005. 模糊逻辑法在双线偏振雷达识别降水粒子相态中的研究[J]. 大气科学,29(5):827-836. Cao J W, Liu L P, Ge R S, 2005. A study of fuzzy logic method in classification of hydrometeors based on polarimetric radar measurement[J]. Chinese J Atmos Sci, 29(5):827-836(in Chinese).
- 方德贤,李红斌,董新宁,等,2016. 风暴分类识别技术在人工防雷中的应用[J]. 气象,42(9):1124-1134. Fang D X, Li H B, Dong X N, et al, 2016. Application of storm auto classification technology in artificial hail prevention[J]. Meteor Mon, 42(9):1124-1134(in Chinese).
- 勾亚彬,刘黎平,杨杰,等,2014. 基于雷达组网拼图的定量降水估测算法业务应用及效果评估[J]. 气象学报,72(4):731-748. Gou Y B, Liu L P, Yang J, et al, 2014. Operational application and evaluation of the quantitative precipitation estimates algorithm based on the multi-radar mosaic[J]. Acta Meteor Sinica, 72(4):731-748(in Chinese).
- 黄钰,阮征,罗秀明,等,2015. 垂直探测雷达的降水云分类方法在北京地区的应用[J]. 高原气象,34(3):815-824. Huang Y, Ruan Z, Luo X M, et al, 2015. Application in classification of precipitation clouds using vertical sounding radar in Beijing[J]. Plateau Meteor, 34(3):815-824(in Chinese).
- 李佰平,戴建华,张欣,等,2016. 三类强对流天气临近预报的模糊检验试验与对比[J]. 气象,42(2):129-143. Li B P, Dai J H, Zhang X, et al, 2016. Fuzzy verification test and comparison of three types of severe convective weather nowcasting[J]. Meteor Mon, 42(2):129-143(in Chinese).
- 李国翠,刘黎平,连志鸾,等,2014. 利用雷达回波三维拼图资料识别雷暴大风统计研究[J]. 气象学报,72(1):168-181. Li G C, Liu L P, Lian Z L, et al, 2014. Statistical study of the identification of thunderstorm gale based on the radar 3D mosaic data[J]. Acta Meteor Sinica, 72(1):168-181(in Chinese).
- 刘黎平,吴林林,杨引明,2007. 基于模糊逻辑的分步式超折射地物回波识别方法的建立和效果分析[J]. 气象学报,65(2):252-260. Liu L P, Wu L L, Yang Y M, 2007. Development of fuzzy-logical

- two-step ground clutter detection algorithm[J]. *Acta Meteor Sinica*, 65(2):252-260 (in Chinese).
- 马申佳, 陈超辉, 智协飞, 等, 2018. 基于时空不确定性的对流尺度集合预报效果评估检验[J]. *气象学报*, 76(4):578-589. Ma S J, Chen C H, Zhi X F, et al, 2018. The assessment and verification of convection-allowing ensemble forecast based on spatial-temporal uncertainties[J]. *Acta Meteor Sinica*, 76(4):578-589 (in Chinese).
- 郝秀书, 刘冬霞, 孙竹玲, 2014. 闪电气象学研究进展[J]. *气象学报*, 72(5):1054-1068. Qie X S, Liu D X, Sun Z L, 2014. Recent advances in research of lightning meteorology[J]. *Acta Meteor Sinica*, 72(5):1054-1068 (in Chinese).
- 师春香, 瞿建华, 2002. 用神经网络方法对 NOAA-AVHRR 资料进行云客观分类[J]. *气象学报*, 60(2):250-255. Shi C X, Qu J H, 2002. Cloud classification for NOAA-AVHRR data by using a neural network[J]. *Acta Meteor Sinica*, 60(2):250-255 (in Chinese).
- 王静, 程明虎, 2007. 用神经网络方法对雷达资料进行降水类型的分类[J]. *气象*, 33(7):55-59. Wang J, Cheng M H, 2007. Precipitation echo classification of radar reflectivity with artificial neural network[J]. *Meteor Mon*, 33(7):55-59 (in Chinese).
- 肖艳姣, 刘黎平, 2006. 新一代天气雷达网资料的三维格点化及拼图方法研究[J]. *气象学报*, 64(5):647-657. Xiao Y J, Liu L P, 2006. Study of methods for interpolating data from weather radar network to 3D grid and mosaics[J]. *Acta Meteor Sinica*, 64(5):647-657 (in Chinese).
- 肖艳姣, 刘黎平, 2007. 三维雷达反射率资料用于层状云和对流云的识别研究[J]. *大气科学*, 31(4):645-654. Xiao Y J, Liu L P, 2007. Identification of stratiform and convective cloud using 3D radar reflectivity data[J]. *Chinese J Atmos Sci*, 31(4):645-654 (in Chinese).
- 杨吉, 郑媛媛, 夏文梅, 等, 2015. 雷达拼图资料上中尺度对流系统的跟踪与预报[J]. *气象*, 41(6):738-744. Yang J, Zheng Y Y, Xia W M, et al, 2015. Mesoscale convective systems (MCSs) tracking and nowcasting based on radar mosaic data[J]. *Meteor Mon*, 41(6):738-744 (in Chinese).
- 曾金全, 杨超, 王颖波, 等, 2016. 基于统计分布特征的闪电强度等级划分[J]. *暴雨灾害*, 35(6):585-589. Zeng J Q, Yang C, Wang Y B, et al, 2016. The classification of lightning current intensity based on statistical distribution characteristics[J]. *Torrential Rain Disasters*, 35(6):585-589 (in Chinese).
- 支树林, 李婕, 陈娟, 2018. 江西不同类型强对流天气的地闪统计特征及与雷达回波特征对比分析[J]. *气象*, 44(2):222-232. Zhi S L, Li J, Chen J, 2018. Statistical characteristics of CG flashes and comparison to radar echoes in different types of severe convections in Jiangxi Province[J]. *Meteor Mon*, 44(2):222-232 (in Chinese).
- 仲凌志, 刘黎平, 顾松山, 2007. 层状云和对流云的雷达识别及在估测雨量中的应用[J]. *高原气象*, 26(3):593-602. Zhong L Z, Liu L P, Gu S S, 2007. A algorithm identifying convective and stratiform in mixed precipitation and its application to estimating precipitation[J]. *Plateau Meteor*, 26(3):593-602 (in Chinese).
- Adler R F, Negri A J, 1988. A satellite infrared technique to estimate tropical convective and stratiform rainfall[J]. *J Appl Meteor*, 27(1):30-51.
- Baldwin M E, Kain J S, Lakshmivarahan S, 2005. Development of an automated classification procedure for rainfall systems[J]. *Mon Wea Rev*, 133(4):844-862.
- Baum B A, Tovinkere V, Titlow J, et al, 1997. Automated cloud classification of global AVHRR data using a fuzzy logic approach[J]. *J Appl Meteor*, 36(11):1519-1540.
- Biggerstaff M I, Listemaa S A, 2000. An improved scheme for convective/stratiform echo classification using radar reflectivity[J]. *J Appl Meteor*, 39(12):2129-2150.
- Chen M X, Wang Y C, Gao F, et al, 2012. Diurnal variations in convective storm activity over contiguous North China during the warm season based on radar mosaic climatology[J]. *J Geophys Res*, 117(D20):D20115. DOI:10.1029/2012JD018158.
- Chen X C, Zhao K, Xue M, 2014. Spatial and temporal characteristics of warm season convection over Pearl River Delta Region, China, based on 3 years of operational radar data[J]. *J Geophys Res*, 119(22):12447-12465. DOI:10.1002/2014JD021965.
- Churchill D D, Houze R A Jr, 1984. Development and structure of winter monsoon cloud clusters on 10 December 1978[J]. *J Atmos Sci*, 41(6):933-960.
- Houze R A Jr, 1973. A climatological study of vertical transports by cumulus-scale convection[J]. *J Atmos Sci*, 30(6):1112-1123.
- Rao T N, Kirankumar N V P, Radhakrishna B, et al, 2008a. Classification of tropical precipitating systems using wind profiler spectral moments. Part I: algorithm description and validation[J]. *J Atmos Oceanic Technol*, 25(6):884-897.
- Rao T N, Kirankumar N V P, Radhakrishna B, et al, 2008b. Classification of tropical precipitating systems using wind profiler spectral moments. Part II: statistical characteristics of rainfall systems and sensitivity analysis[J]. *J Atmos Oceanic Technol*, 25(6):898-908.
- Rao T N, Rao D N, Mohan K, et al, 2011. Classification of tropical precipitating systems and associated Z-R relationships[J]. *J Geophys Res*, 106(D16):17699-17711.
- Steiner M, Houze R A Jr, Yuter S E, 1995. Climatological characterization of three-dimensional storm structure from operational radar and rain gauge data[J]. *J Appl Meteor*, 34(9):1978-2007.
- Williams C R, Ecklund W L, Gage K S, 1995. Classification of precipitating clouds in the tropics using 915-MHz wind profilers[J]. *J Atmos Oceanic Technol*, 12(5):996-1012.
- Zadeh L A, 1968. Fuzzy algorithms[J]. *Inf Control*, 12(2):94-102.