文章编号:1000-2367(2016)03-0047-06 DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2016.03.009

基于模糊逻辑法的粒子识别研究

范 盼[a],王金虎[a,b],陈 军[a]

(南京信息工程大学 a 江苏省气象探测与信息处理重点实验室;
b. 中国气象局气溶胶云降水重点开放实验室,南京 210044)

摘 要:毫米波雷达相比于微波雷达对云的探测具有更高的敏感性,本文利用 Chilbolton 观测场的 94 GHz 毫米波云雷达的基本探测量,结合探空仪的温度廓线数据,根据 Shupe 总结得到的云粒子相态识别的阈值,采用模糊逻辑算法对一次实际探测进行了反演研究.该模糊逻辑算法采用的主要隶属函数为不对称的梯形函数,识别粒子的相态类别主要分成雨、毛毛雨、液态水、混合相态、冰、雪等 6 种,对比经典的阈值算法反演的过冷水区域结果后认为,本文所研究的模糊逻辑算法对云中水凝物粒子的相态识别分类基本合理,其反演的结果对于人工影响天气作业以及飞机安全飞行等方面具有重要的意义.

关键词:毫米波雷达;探空温度;模糊逻辑;粒子相态识别;过冷水识别

中图分类号:TP751.1 P413.2 **文献标志码**:A

云中水凝物的相态在人工影响天气、飞机积冰等研究领域具有十分重要作用.云中水凝物的相态演变在降水的过程中一直受到广泛的关注,但探测手段的缺乏也一直制约着这方面研究的开展.目前,对云的探测主要有激光雷达、微波辐射计以及无线电探空等,通过这些方式可以有效地获得云中的信息,但由于探测能力的限制,无法获得实时变化的参数信息,不能对云内部结构进行很好地反映[1].

近几年发展起来的毫米波测云雷达对云层具有很强的穿透力以及很高的探测敏感性[2-3],能够很好地获得云的宏观、微观参数,这为反演云粒子的相态提供了很好的数据来源,提高了识别水凝物类型的准确度,对天气和气候的研究具有非常重要的作用.

目前,对云中水凝物粒子的分类有很多种算法[4],比较常见的有决策树、统计决策、神经网络和模糊逻辑.原则上来说,这些算法均能有效的区分水凝物的类型,但是只有 Zadeh[5]提出的用于解决模糊性问题的模糊逻辑算法才能对模糊性对象进行精确的处理.该算法具有很好的兼容性与扩充性[6],算法规则简单,具有很强大优越性.

运用模糊逻辑算法对降水粒子的识别国内外已经有一定的研究,美国科罗拉多州立大学的 Liu 和 Chandrasekar[7]运用模糊逻辑算法对双极化雷达参量进行了粒子识别.程周杰等[8]对 S 波段的雷达参量进行了云粒子相态的反演识别,得到的结果较为合理.由于我国的毫米波雷达尤其在 94 GHz 频段发展相比国外较晚,普及程度还不高,因此,国内讨论 94 GHz 频段水凝物粒子分类的研究资料较少.本文利用英国 chilbolton 观测场 94 GHz 毫米波测云雷达(Galieo)的探测数据,结合探空仪的温度数据,对一次观测数据进行了模糊逻辑算法反演的研究.同时,利用激光雷达、毫米波雷达以及探空资料的数据对这次观测数据进行经典阈值法的过冷水滴区域反演,通过对比两种方法的反演结果后,认为模糊逻辑法能够较好的识别出水凝物粒子的相态.

收稿日期:2015-10-26;修回日期:2016-01-14.

基金项目:国家科技部公益性(气象)行业专项(GYHY201206038);国家自然科学基金(61372066);江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXLX12_0500).

第 1 作者简介(通信作者):范 盼(1990-),男,安徽安庆人,南京信息工程大学硕士研究生,主要从事气象探测粒子识别软件以及模式识别研究,E-mail:lovelove1208@qq.com.

1 模糊逻辑法的粒子识别原理与 matlab 实现方法

模糊逻辑算法主要是采用精确的方法、公式和模型来度量和处理模糊、信息不完整的现象与规律[9]. 随着科技的发展,模糊逻辑算法已经被应用到了很多的领域. 本文将模糊逻辑算法运用在云中水凝物的粒子分类识别中,其分类识别的方法在人工影响天气的作业以及飞机飞行安全领域具有重要的意义.

1.1 模糊逻辑的粒子识别原理

我们不能简单地通过查表或者比对范围等方法对云中水凝物的粒子进行识别,主要是由于通过雷达所得到的变量数据之间会存在着变量重叠的现象,以及在对粒子分类时不同的粒子的取值范围并不是唯一确定的. 为了能够对雷达的特性数据进行有效的处理并明确的划分,我们运用模糊逻辑算法可以达到这样的效果,同时,实现了识别系统的方便高效.

模糊逻辑算法主要包括 4 个过程:模糊化、规则推导、集成和退模糊[7]. 模糊逻辑算法识别云粒子相态的原理主要是利用雷达探测到的参数矩阵以及所得到的探空数据,通过由隶属函数所描述的转换规则,最终反演得到粒子相态的矩阵[10]. 本文在构建具体的模糊逻辑体系结构时,将毫米波测云雷达的反射率因子、Dopple 平均速度、谱宽作为输入变量. 同时,由于温度是识别水凝物的一个非常重要的参数,有利于降低识别的错误,所以,我们结合探空仪所得到的温度数据,将其也作为输入变量. 采用基本形式为梯形函数的隶属函数系来对 4 个输入参量进行模糊化,在构造具体的不同隶属函数时参考了 Shupe[11] 给出的阈值. 每一个参数对要进行分类的水凝物粒子类型建立隶属函数,输出变量是水凝物的粒子类型(Q),模糊逻辑对 Q 的推断主要是根据 4 个输入变量所对应的各自的规则基. 区分的 6 种水凝物粒子相态如下:

模糊逻辑系统对于雪的识别结果为 1,对于冰的识别结果为 2,对于混合相态的识别结果为 3,对于液态水的识别结果为 4,对于毛毛雨的识别结果为 5,对于雨的识别结果为 6.

以反射率因子、Dopple 平均速度、谱宽以及环境温度作为输入参数,以模糊逻辑算法为数据处理的有效手段,最后输出粒子类型为识别结果. 此即本文利用模糊逻辑法进行水凝物粒子相态分类识别的基本结构.

按照模糊逻辑算法的 4 个过程:模糊化、规则推导、集成和退模糊进行水凝物粒子的分类研究.

(1)模糊化和隶属函数

模糊化的过程主要是依靠隶属函数把 4 个输入参量转化为模糊基,对每一个输入参量所对应的 6 种水凝物粒子类型分别建立 6 个隶属函数 F_{ij},即模糊基. 下标中 i 表示输入的参数,j 表示粒子类型. 由于梯形函数的过渡区易于设置,选择不对称的梯形函数作为本文的隶属函数. 该梯形函数主要由 X_1, X_2, X_3, X_4 4 个参数确定. 这 4 个参量分别对应着反射率因子、Dopple 平均速度、谱宽以及温度,如下

$$P(x, X_1, X_2, X_3, X_4,) = \begin{cases} 0, & x < X_1 \text{ 或 } x \geq X_4, \\ \dfrac{x - X_1}{X_2 - X_1}, & X_1 \leqslant x < X_2, \\ 1, & X_2 \leqslant x < X_3, \\ \dfrac{X_4 - x}{X_4 - X_3}, & X_3 \leq x < X_4, \end{cases} \tag{1}$$

式中,P 表示函数的隶属度,x 为参量变量,在不同的取值范围内 x 有着不同的隶属度.

如何确定 P 函数的系数 X_1, X_2, X_3, X_4 是模糊逻辑算法识别结果的关键. 对于每一个 j 型粒子的隶属函数 F_{ij} 都有 4 个参数,这 4 个参数的设置对于粒子的识别结果有着很大的影响. Shupe 给出了毫米波雷达的反射率(Z_h)、Dopple 平均速度(V_D)、谱宽(W_D) 以及温度(T) 对应的不同类型粒子的阈值,见表 1.

根据表 1 中的参数设置,可以得到 4 个参数所对应的每一种粒子类型的总共 24 个隶属函数. 至于这些阈值的微小变化对识别结果的影响,本文不做过多的分析.

(2)规则的推断

通过隶属函数的成功构建,实现参量数据的模糊化,得到了每一个点的 4 个参数对应 6 种粒子类型的 24 个值,对这些数值进行规制推断,推断之后的结果就是这个点的 4 个参数对第 j 类粒子的贡献值 S_j.

粒子类型的规则推断主要有两种方法:

$$S_j = \prod_{i=1}^{4} P_{ij}, \tag{2}$$

$$S_j = \sum_{i=1}^{4} A_i P_{ij}, \tag{3}$$

其中，P_{ij} 表示第 i 个参量对第 j 种粒子类型的隶属度，$A_i = 1$ 是权重系数，表示第 i 个参量对判断结果的权重比例. 这两种推断规则在实际应用中所计算的结果差异不是很大，对粒子分类没有较大的影响，在这里选择相加的推断规则，并设定 $A_i = 1$，即公式(3).

(3) 集成

将在规则推断中得到的贡献值 S_j 的数据采用最大集成的规则进行集成，把其中的最大的 S_j 作为最终结果，即 $Q = \max S_j$.

(4)退模糊

模糊逻辑算法所获得的最终结果就是表 1 所对应的粒子类型的索引值，根据索引值就可以得到该点数据属于哪一类粒子类型.

表 1　云中水凝物成员函数系数

成员	Z_h/dBz				V_D/(m·s^{-1})			
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_1	X_2	X_3	X_4
雪	0	10	20	20	−2.0	1.0	2.6	8.0
冰	−80	−50	0	10	−2.0	−2.0	1.0	4.0
混合	−70	−17	0	10	−2.0	1.0	2.6	4.0
液态水	−80	−80	−17	0	−2.0	−2.0	0.4	2.0
毛毛雨	−70	−17	4	8	−2.0	1.0	2.0	4.0
雨	−50	5	20	20	−2.0	2.6	8.0	8.0
成员	W_D/(m·s^{-1})				T/℃			
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_1	X_2	X_3	X_4
雪	0.0	0.4	2.0	4.0	−273	−273	0	0
冰	0.0	0.0	0.1	0.4	−273	−273	−40	5
混合	0.1	0.6	4.0	4.0	−40	−20	−20	5
液态水	0.0	0.4	0.8	4.0	−40	0	100	100
毛毛雨	0.0	0.4	2.0	4.0	0	0	100	100
雨	0.0	2.0	4.0	4.0	0	0	100	100

1.2　模糊逻辑的 MATLAB 实现

运用 MATLAB 代码来实现模糊逻辑算法的水凝物粒子相态识别的步骤如下：

(1)雷达数据与温度数据的预处理

根据毫米波雷达所探测到的数据，运用 MATLAB 代码将反射率、Dopple 平均速度、谱宽等数据进行提取，提取的数据以矩阵的形式存放. 温度数据主要由探空仪得到，将探空数据中的温度与高度提取并以矩阵形式存放. 对上面的两个矩阵数据进行预处理，利于获取每一个点的毫米波雷达的反射率、Dopple 平均速度、谱宽以及温度等数据，实现了算法的独立性与高效性.

(2)模糊逻辑算法的 MATLAB 构建

对输入的数据进行预处理后，利用 MATLAB 对模糊逻辑算法进行构建与实现. 为了增加程序的独立与灵活性，将算法分为 6 个模块，4 个模糊化模块、一个主模块、一个图像显示模块. 其中，4 个模糊化模块分别对输入的 4 个参量进行模糊基的转化；主模块为算法的核心，主要是对数据进行规则推断、集成以及退模糊；图像显示模块主要是对算法识别的结果进行图像绘制，使识别结果方便直接，可视性较强，方便对比与分析.

在 4 个模糊化模块中，为了实现对 4 个输入参量的模糊化处理，采用了数组的方法对梯形函数的 4 个参数进行处理，以达到算法数据的简洁性. 在构建梯形隶属度函数时，运用 for 循环语句以及 if…else 语句进行函数的构建. 每一个参量数据的输入，都会有 6 个对应于不同粒子的参量输出.

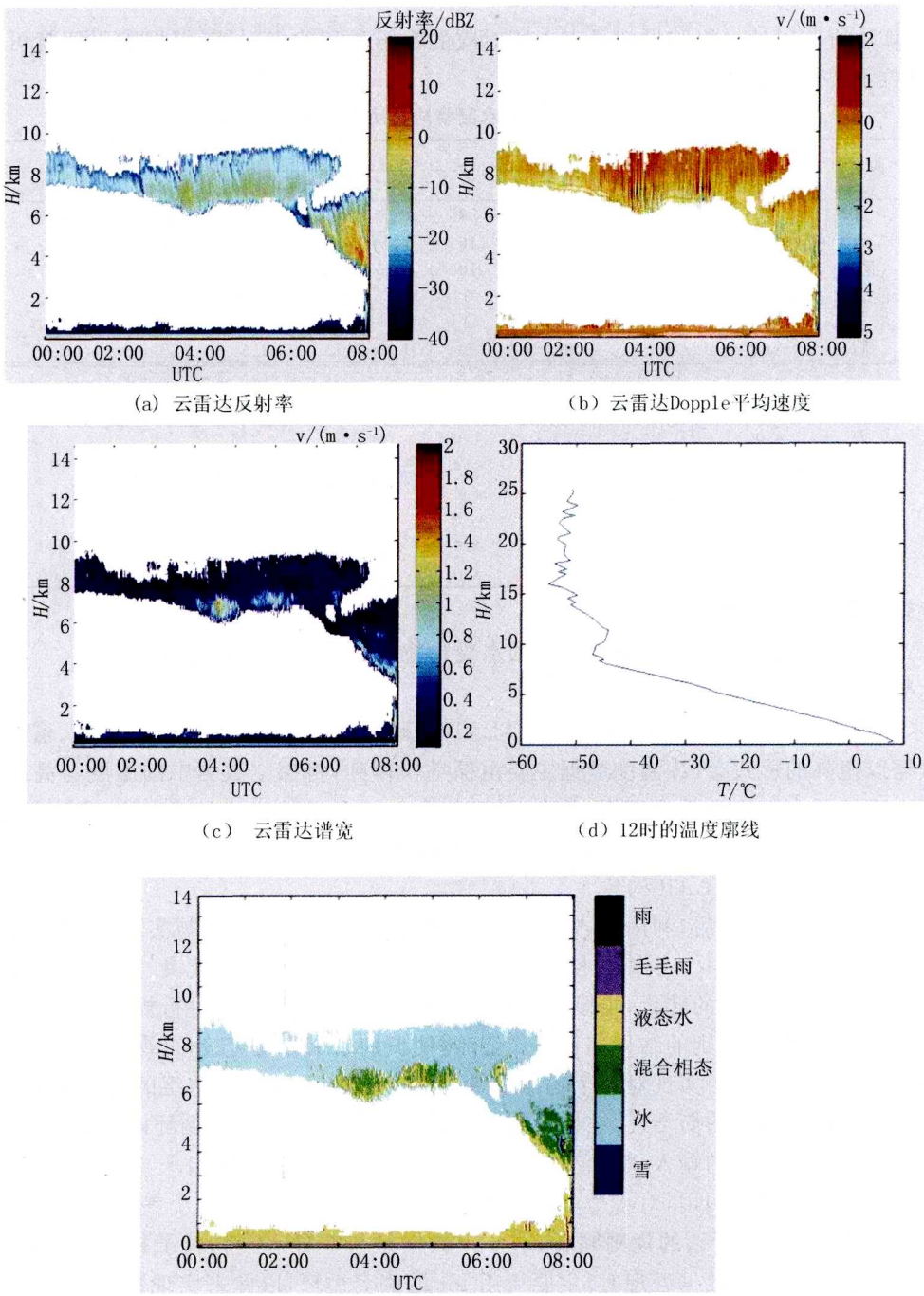
在主模块中，通过函数的调用，对 4 个参量数据模糊化处理，然后对每一个参量数据模糊化后所得到的 6 个数据进行大小的比较，即所谓的规则判断，这 6 个数据是与 6 种水凝物粒子相互对应的. 由于雷达参量数据是矩阵的形式，故在进行数据处理时，主要运用 for 的嵌套循环，以此来实现数据的单个处理，增加识别的准确性. 在对 6 个数据进行大小比较时，主要通过[B,IX]=sort(p)函数对这 6 个数据进行大小排序，输出

的 IX(6)就是最大值的得索引号.

最后,利用 MATLAB 对最后的图像显示模块进行索引号的识别与图像绘制.

2 个例分析

下面利用上面建立的模糊逻辑算法及 MATLAB 编程方法对水凝物的粒子相态进行识别,以检验算法的准确度与实用性.本文主要利用的是 Chilbolton 观测场提供的 Galileo(94 GHz)毫米波雷达资料,温度数据来源于美国怀俄明州立大学提供的探空数据.根据毫米波雷达所探测云层中的反射率因子、Dopple 平均速度、谱宽,结合探空的温度数据,运用模糊逻辑算法,对其探测的云中的水凝物进行粒子相态的识别,识别的结果如图 1 所示:



(a) 云雷达反射率 (b) 云雷达Dopple平均速度

(c) 云雷达谱宽 (d) 12时的温度廓线

(e) 云中水凝物相态识别结果

图1 2003-05-19毫米波雷达探测量、温度轮廓及相态识别结果

图 1 给出了毫米波雷达 2003-05-19 00:00－08:00 的探测参量、探空仪的温度廓线以及模糊逻辑法的相态识别结果. 图 1(a)的雷达反射率表明，00:00－06:00 云层高度范围为 6～9 km，反射率因子最大不超过－5 dBz；06:00 左右，开始出现云层分层现象；06:00－08:00 两层云合并并且逐渐发展成厚云，反射率因子最大达到 5 dBz. 根据图 1(b)以及图 1(c)的结果可知 03:00－08:00 云的底部到中部区域的多普勒速度和谱宽要更大一些. 根据所建立的模糊逻辑算法，得到的粒子相态反演结果如图 1(e)所示. 反演识别结果有明显的分层现象，在 00:00－06:00 时段内 8 km 以上的高度主要是冰晶，6～8 km 的高度区域主要以液态水、混合相态为主，在 06:00－08:00 时段内 3～6 km 的高度区域主要以混合相态、液态水相态共存，其中还伴随少量的雪粒子，6 km 以上的高度区域主要是冰晶粒子，3 km 以下主要是液态水滴.

联合 94 GHz 毫米波雷达、激光雷达以及探空资料的数据进行云中过冷水的识别算法如下所示[12]：

1) 首先根据探空资料的温度数据，确定过冷水可能存在的区域为－40 ℃～0 ℃.

2) 在－40 ℃～0 ℃的区域内，当激光雷达后向散射系数大于 $5\times10^{-5}(\mathrm{m\cdot sr})^{-1}$ 的区域为过冷水层.

3) 在－40 ℃～0 ℃的区域内，对于激光雷达探测不到的区域，利用毫米波雷达谱宽大于 0.4 m/s 来识别过冷水. 这里仅仅考虑无大的湍流以及风切变时的情况，同时满足线性退极化比小于－15 dBz 的区域.

4) 将激光雷达以及毫米波雷达识别的所有区域定义为过冷水区域.

5) 结合地面微波辐射计探测的液态水路径进行验证.

图 1 中已经给出毫米波雷达的数据以及探空资料，图 2 为当天的 UTC 在 00:00－08:00 时段内的激光雷达的后向散射系数. 利用前面识别过冷水的算法可得联合毫米波雷达、激光雷达以及探空温度数据反演的过冷水区域如图 3 所示. 微波辐射计探测的液态水路径如图 4 所示.

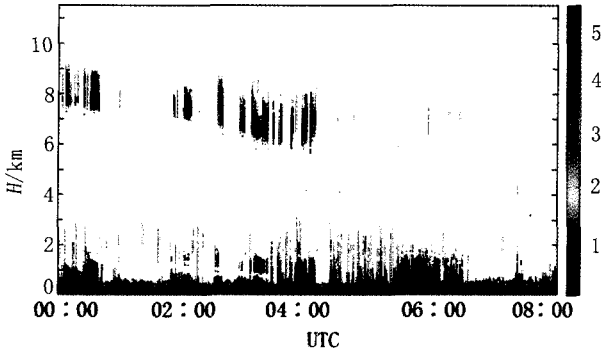


图2　UTC激光雷达的后向散射系数

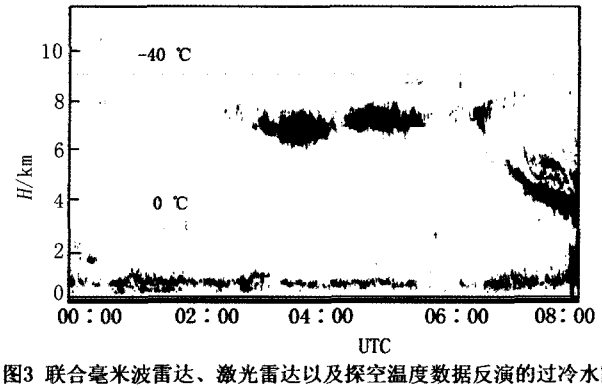


图3 联合毫米波雷达、激光雷达以及探空温度数据反演的过冷水区域

由图 3 识别的过冷水区域可知，03:00－07:00 时段过冷水的高度大约在 6～8 km 之间，07:00－08:00 时段过冷水的高度从 6 km 变化到 3 km. 根据图 4 微波辐射计探测的液态水路径可知，07:00－08:00 时段的液态水含量最高，与图 1(e)此区域反演的液态水含量最高的结果相吻合. 对比图 1(e)模糊逻辑法反演的结果，03:00－07:00 时段内 6～8 km附近存在着较多的液态水以及冰水混合物，07:00－08:00 时段内 3～6 km 的高度存在着较多的液态水以及冰水混合物，可以知道这两种方法的结论基本吻合. 这一结果的反演预示着飞机飞行时的高度超过 7 km 范围能够较安全地飞行.

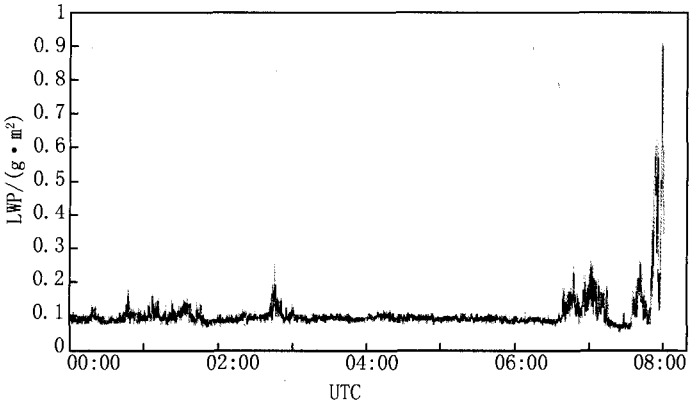


图4 微波辐射计探测的液态水路径

3 结 论

本文联合 94 GHz 毫米波测云雷达资料以及温度廓线数据,建立了云粒子相态识别的模糊逻辑算法,对发展较稳定的云层粒子相态的分类识别,识别的结果主要分为雨、毛毛雨、液态水、混合相态、冰、雪等 6 种,同时,将模糊逻辑法识别的结果与经典的云中过冷水识别结果进行对比,两者的识别结果基本一致.应该注意的是,由于此次反演中毫米波雷达观测的变量有限,没有包含线性退极化比的结果,因此,反演的精确性还有待进一步提高.在算法本身的构建中,我们没有具体对权重系数的取值进行探讨;模糊逻辑算法在对粒子进行分类时无法给出各种相态粒子所占的比例;论文中对各种参数的模糊基设置的还比较简单,不同的模糊基的设置可能会有不同的识别结果;以上这些问题都将成为后续论文的研究重点.

参 考 文 献

[1] 仲凌志,刘黎平,葛润生.毫米波测云雷达的特点及其研究现状与展望[J].地球科学进展,2009,24(4):383-391.

[2] KROPFLI R A, MATROSOV S Y, UTTAL T. Cloud physics studies with 8 mm wavelength radar[J]. Atmos Res,1995,35(2/3/4): 299-313.

[3] CLOTHIAUX E E, MILLER M A, ALBRECHT B A,et al. An evaluation of 94-GHz radar for remote sensing of cloud properties[J]. Atmos Oceanic Technol,1995,12(2): 201-229.

[4] 郭凤霞,马学谦,王 涛,等.基于 X 波段双线偏振天气雷达的雷暴云粒子识别[J].气象学报,2014(06):1231-1244.

[5] ZADEH Z A. Fuzzy Sets [J]. Information and Control,1965,8(3):338-353.

[6] 曹俊武,刘黎平,葛润生.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,2005,29(5):827-836.

[7] LIU H, CHANDRASEKAR V. Classification of hydrometeors based on polarimetric radar measurements: Development of fuzzy logic and neuro-fuzzy systems, and in situ verification [J]. Atmos Oceanic Technol,2000,17 (2): 140-164.

[8] 程周杰,刘宪勋,朱亚平.双偏振雷达对一次水凝物相态演变过程的分析[J].应用气象学报,2009,20(5):594-601.

[9] 许国根,贾 瑛.模式识别与智能计算的 MATLAB 实现[M].北京:北京航空航天大学出版社,2012.

[10] 王德旺,刘黎平,宗 蓉,等.基于模糊逻辑的大气云粒子相态反演和效果分析[J].气象,2015,42(2):171-181.

[11] SHUPE M D. A ground-based multisebsor cloud Phase classifier[J]. Geophysical Research Letters,2007,34:L22809.

[12] 吴举秀,魏 鸣,王以琳.利用毫米波测云雷达反演层状云中过冷水[J].干旱气象,2015,33(2):227-235.

Particle Identification Based on Fuzzy Logic Method

FAN Pan[a], WANG Jinhu[a,b], CHEN Jun[a]

(a. Jiangsu Key Laboratory of Meteorological Observation and Information Processing; b. Key Laboratory for Aerosol-Cloud-Precipitation of China Meteorological Administration, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Compared to the microwave radar, the millimeter-wave radar is more sensitive in detecting cloud. In this paper, combined with the radiosonde temperature profile data, the basic quantity of 94GHz millimeter-wave cloud radar in Chilbolton probe observation field is utilized. According to the threshold of cloud particle phase state recognition summarized by Shupe, a fuzzy logic algorithm is employed for inversion of a practical detection. The membership function of fuzzy logic algorithm is the asymmetric trapezoidal function, and the phase states of particle identification are mainly divided into rain, drizzle, liquid water, mixed phase, ice and snow. In comparison to the classical threshold algorithm for inversion of super-cooled water area, the results show that the proposed fuzzy logic algorithm for phase states classification of cloud hydrometeors particle is rational. The inversion results are significant for man-made weather modification project, the safety of aircraft flight and so on.

Keywords: millimeter-wavelength cloud radar; radiosonde temperature; fuzzy logic; particle phase identification; cold water identification