

光学学报

基于模糊逻辑识别云粒子相态的优化算法

袁云¹, 狄慧鸽^{1*}, 高宇星^{1,2}, 曹梅², 华灯鑫¹¹西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048;²西安市气象局, 陕西 西安 710016

摘要 为准确且精细地识别云相态,提出一种基于模糊逻辑识别云相态的优化算法,基于不同云粒子特征参数对 T 函数系数进行了调整。考虑了回波反射率因子衰减和温度对云相态识别准确性的影响,利用毫米波云雷达订正后的回波反射率因子、径向速度、谱宽和微波辐射计探测的连续时空温度,作为优化后的模糊逻辑算法的输入参数。优化后的模糊逻辑算法在原有云粒子相态(冰晶、雪花、混合相态、液态云滴、毛毛雨和雨滴)识别的基础上,还可实现对过冷水和暖云滴的识别。利用该算法对 2022 年 2 月 6 日陕西省西安市一次降雪过程的云粒子相态进行识别,将近地面的云粒子相态结果与同址地面降水现象仪记录的降水粒子相态进行对比,二者探测的相态有较高的一致性,说明优化后的算法能准确且精细地识别云粒子相态。

关键词 大气光学; 云粒子相态识别; 模糊逻辑优化; 过冷水; 毫米波云雷达

中图分类号 TN958.98; P412.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231598

1 引言

云相态是云中水凝物所处的热力学状态,即液态或固态,不同的相态类型具有不同的吸收和散射特性,直接影响各种尺度天气系统的形成与演变^[1-3]。云微物理参数的各种反演模型都是根据不同的相态类型建立的,因此准确识别云的相态对提高光学厚度、有效粒子半径等云光学和微物理参数的反演精度尤为重要。此外,云相态还是判别飞机积冰事件发生的重要因素之一,获取云的相态分布信息对于飞机积冰的预报和研究工作具有现实意义^[4]。

云相态的准确识别是复杂且困难的,随着遥感技术的发展^[5],以激光雷达、云雷达和微波辐射计为主的主被动遥感探测方式是实现云相态精细识别的潜力仪器。其中云雷达因具备强穿透力、高时空分辨率以及丰富的产品数据(回波反射率因子、径向速度、谱宽和功率谱信息)被广泛应用到云相态识别研究中^[2,6-15]。科学家在利用雷达数据进行云相态分类与识别方面做了很多的研究,主要采用的识别算法有决策树识别法、经典的统计判决识别法、神经网络、模糊逻辑算法以及聚类算法等^[8,14-20]。由于云中水凝物粒子特征复杂,不同水凝物粒子对应的雷达参量信息并不具有绝对差异,会存在某种程度上的重叠,因此基于“刚性”边界条

件的识别算法不适合水凝物粒子相态识别与分类。相对来说,模糊逻辑识别算法可改进这种“刚性”阈值缺陷。模糊逻辑算法是一种以模糊集合理论为基础的逻辑算法^[21],从本质来看,它是一种将模糊逻辑的理论和自动化处理技术相结合的新方法。

美国科学家 Shupe^[2]提出了利用模糊逻辑算法对北极云层的云相态进行反演与识别。在该算法中利用激光雷达、毫米波云雷达、微波辐射计以及无线电探空仪联合观测的数据作为算法识别云相态的输入参量;该算法虽然利用了多种观测数据,但因观测时间短且探测设备灵敏度和精度限制,对云相态的识别种类有限。尽管如此,该思想依然为国内研究者利用遥感探测设备识别云相态带来了思路。中国科学院大气物理研究所彭亮等^[8]利用模糊逻辑法和 W 波段的云雷达(具有极化功能)探测结果进行云相态识别,在该算法中建立的退偏振因子模糊基是通过实验尝试进行的, T 函数系数的选取需要进一步考虑。国防科技大学李玉莲等^[6]也利用该算法及云雷达数据和 ECMWF 再分析资料对云粒子相态进行了识别。上述算法虽然实现了云粒子相态多个种类的识别,但是都没有识别出过冷水和暖云滴,并且输入的 T 函数系数具有较大的不确定性,这会影响到结果的精准度。袁云等^[22]基于聚类思想,根据同类粒子具有相同的特性,利用激光雷

收稿日期: 2023-09-25; 修回日期: 2023-10-16; 录用日期: 2023-10-21; 网络首发日期: 2023-11-12

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(42130612)、国家自然科学基金国家重大科研仪器研制项目(41627807)、西安市科协青年人才托举计划项目(959202313017)、西安理工大学博士创新基金(310-252072106)

通信作者: *dihui@xaut.edu.cn

达、毫米波云雷达和微波辐射计数据作为多维聚类算法的输入参数,初步实现了云相态的基本识别,但是识别出的粒子种类有限,并且该算法需要很明确的先验值作为输入,容易对粒子类别发生误判。

本文在上述研究的基础上基于毫米波云雷达和微波辐射计数据,提出一种优化的模糊逻辑识别云粒子相态的方法,在统计大量观测数据结果的基础上对不对称 T 函数系数进行优化和改进,实现了云粒子相态细致稳定的分类,同时实现了对云中过冷水的识别。

2 云粒子相态识别方法

2.1 云粒子相态分类定义

基于各种传感器和分类框架,人们已经提出了许多基于卫星测量的云分类方法^[23]。大多数方法都倾向于对气象云类型进行分类^[24],如积云、层云或高层云等。云粒子相态在本质上是垂直方向上水凝物随温度等外界因素变化所处的粒子状态^[2],主要类别如表 1 所示,包括雪(snow)、冰晶(ice)、混合相态(mixed phase)、过冷水(supercooled water)、暖云滴(warm cloud drops)、毛毛雨(drizzle)和雨(rain)。该分类均基于物理原理和人们对云粒子状态的研究与了解。

2.2 云粒子相态识别方法

云粒子随温度改变而发生相态的变化,不同相态

的云粒子的形态、尺寸、质量等都具有一定的差异,这些差异会引起遥感信号之间的不同。多普勒毫米波云雷达在探测云时,可以得到回波反射率、径向速度和谱宽。回波反射率因子的大小与粒子直径的六次方成正比,因此其可作为粒子直径大小的判据;径向速度表征了云粒子在垂直方向上的运动速度,其可作为识别降水和非降水粒子的判据;谱宽是指在雷达照射体积内,粒子的多普勒速度偏离其平均值的程度,可作为雷达探测体积内包含粒子种类的判据^[25]。温度(T)是云粒子相态的重要影响因素之一,云中温度可根据微波辐射计探测获得。在大气温度 $T < 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的情况下:雪花粒子直径大、回波反射率因子大,但下沉径向速度通常小于雨滴粒子速度;冰粒子的回波反射率因子、下沉径向速度和谱宽通常较小;过冷水粒子的直径小、下沉径向速度慢,同时粒子浓度大。在大气温度 $T > 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 的情况下:粒子处于非凝结状态,有暖云滴、毛毛雨、雨 3 种形式,它们的粒子直径差异较大,可通过回波反射率因子和径向速度进行区分。其中雨滴粒子的回波反射率因子和下沉径向速度大于毛毛雨粒子,毛毛雨粒子的反射率因子大于暖云滴粒子。基于不同相态粒子的信号差异,图 1 给出了将云粒子回波反射率因子、径向速度、谱宽和温度信息作为模糊逻辑算法输入参量以识别云相态的结构框图。

表 1 云粒子相态分类^[2]
Table 1 Classification of cloud particle phase state^[2]

Class	Description
Snow	Only snow particles (defined based on a reflectivity threshold which is related to particle size)
Ice crystal	Only cloud ice particles
Mixed phase	Cloud liquid droplets and cloud ice particles in the same volume
Supercooled water	Liquid particles at temperature $< 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ (using reflectivity factor, radial velocity, and spectral width threshold)
Warm cloud droplet	Liquid particles at temperature $> 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ (using reflectivity factor, radial velocity, and spectral width threshold)
Drizzle	Only drizzle drops (defined based on a reflectivity threshold which is related to particle size)
Rain	Only rain drops (defined based on the thresholds of reflectivity and radial velocity which are related to particle size)

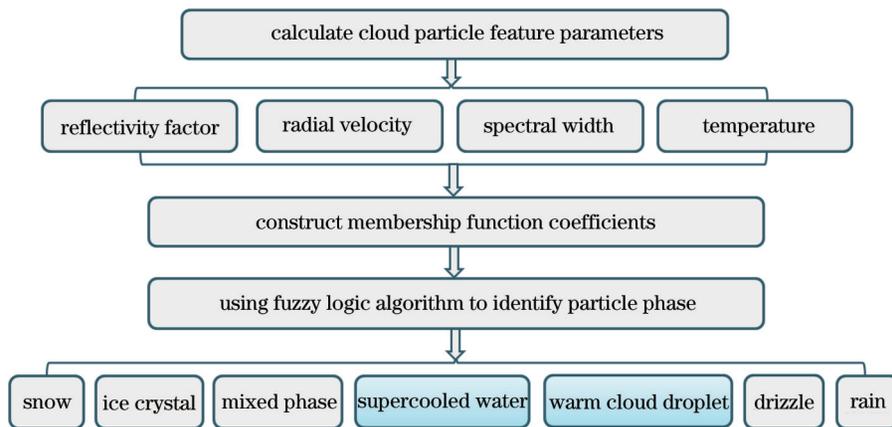


图 1 云粒子相态识别结构框图

Fig. 1 Structure diagram of cloud particle phase recognition

模糊逻辑算法具有较强的扩展性和兼容性^[2,6,8,21],能够有效改善利用阈值法严格线性化地识别水凝物相态。该算法的原理是将有关的影响因子输入参数矩阵,通过设定的转换关系(即转换函数)将输入参数矩阵量化,通过一定的集合规则,将其最终转为水凝物相态矩阵。

若有一个集合 A ,空间中任一个元素 x ,会有 $x \in A$ 、 $x \notin A$ 两种结果。对于这个结果,可用函数表示为

$$x_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (1)$$

在模糊逻辑算法中,将只取 0 和 1 两值的集合 A 推广到区间为 $[0,1]$ 的模糊集,定义如下:

$$\tilde{A}: X \rightarrow [0,1], x \rightarrow \tilde{A}(x), \quad (2)$$

式中: \tilde{A} 为 X 上的 Fuzzy 集; $\tilde{A}(x)$ 是 Fuzzy 集 \tilde{A} 的隶属函数。 $\tilde{A}(x)$ 用来说明元素 x 属于 Fuzzy 集 \tilde{A} 的程度。 $\tilde{A}(x)$ 的范围为 $0 \sim 1$,对应于 x 属于 \tilde{A} 的程度, $\tilde{A}(x)$ 的值从 0 增大到 1,其属于 \tilde{A} 的程度也变大。

利用每一个参量为待分类的水凝物粒子类型建立隶属函数。隶属函数的形式有多种,由于利用 T 函数比较容易控制过渡区的设置,因此选其作为隶属函数的基本形成,该函数的形状由 4 个参数决定—— X_1 、 X_2 、 X_3 、 X_4 ,隶属函数表示为

$$P(x, X_1, X_2, X_3, X_4) = \begin{cases} 0, & x < X_1 \\ \frac{x - X_1}{X_2 - X_1}, & X_1 \leq x < X_2 \\ 1, & X_2 \leq x < X_3 \\ \frac{X_4 - x}{X_4 - X_3}, & X_3 \leq x < X_4 \\ 0, & x \geq X_4 \end{cases} \quad (3)$$

令 j 表示需识别粒子的种类, i 表示参数种类,则 j 类粒子的强度 R_j 可表示为

$$R_j = \sum_{i=1}^n A_i P_{ij}, \quad (4)$$

式中: P_{ij} 表示第 i 种参数对第 j 类粒子的贡献度; R_j 表示所有参数对第 j 类粒子的总贡献度;系数 A_i 表示第 i 种参数对 R_j 的权重(A_i 值选取参考文献[8])。对每个距离库上的探测值,基于各参数对应的隶属函数得到相应的贡献度 P_{ij} ,基于总贡献度计算方案获得每种粒子的 R_j ,选择 R_j 值最大所对应的第 j 类粒子种类作为模糊逻辑识别结果。

合理且准确构建 T 函数系数是准确和精细识别云相态的前提。在以往利用模糊逻辑算法识别云粒子相态的文献[2,6,8]中,一部分 T 函数系数是基于研究者的研究经验来确定的,所给出的系数区间较大。因此,当利用这样的 T 函数系数在云粒子相态识别中必然会降低识别结果的可靠性。探测技术(遥感和原位测量)经过近 10 年的发展,已有大量回波信息及图像信

息记录了不同状态下云粒子的特性分布。本研究总结归纳了近 10 年来的飞机和遥感仪器的同时观测结果^[1-2,6,8,16,18-19],综合考虑了不同类型云的特征,对 T 函数系数进行了调整和优化,构建了表 2 所示的不同相态下的 T 函数系数参数表,经过优化的模糊逻辑识别算法在原有的识别基础上还识别出过冷水和暖云滴。

2.3 输入数据特征及处理方法

陕西省西安市泾河气象站($108^{\circ}58'E$; $34^{\circ}26'N$)拥有多种地基遥感仪器(毫米波云雷达、激光雷达、微波辐射计等)和地面观测设备[如 DSG5 型地面降水现象仪(包括雨滴谱数据和记录的降水粒子相态)、雨量计等],且各设备的近距离布置为云的协同观测和研究提供了有效途径。本文使用 HT101 型全固态毫米波云雷达和微波辐射计,毫米波云雷达的波长为 8.6 mm,以垂直固定扫描方式进行连续观测,时空分辨率为 5 s 和 30 m,最大探测高度为 15 km,可获得回波反射率因子、径向速度、谱宽以及功率谱等信息。图 2(a)~(c)所示为 2022-02-06T02:00(北京时间,下同)时刻毫米波云雷达探测的反射率因子[图 2(a)中黑色实线]、径向速度以及谱宽。微波辐射计可以获得云中温度的连续变化。这两台仪器获得的信息是实现云粒子相态识别的主要输入参数。

毫米波云雷达发射的电磁波遇到液水含量或冰水含量高的云体时,电磁波发生衰减,使得雷达对云信号的回波值要比真实值偏小,这将直接引起对云体认识偏差。根据瑞利散射特征,回波反射率因子的大小与粒子直径六次方成正比,因此在云相态识别中越是接近真实的回波反射率因子越能准确地反映粒子尺寸大小,对云相态识别结果的准确性和精度越高。通常情况下,毫米波云雷达产品数据直接给出的回波反射率并未考虑其在传输路径上的衰减,若将其直接用于识别云相态将会直接影响识别结果的准确性,所以需要在利用回波反射率因子识别云相态前对其进行衰减订正。本文基于天气雷达衰减订正原理^[4],利用改进后的逐库订正法^[26-27]对探测得到的回波信号进行衰减订正。图 2(a)所示(红色点线)为利用该方法对 2022-02-06T02:00 时刻的回波反射率因子进行衰减订正后的廓线;在 0.54~1.35 km 高度范围内订正前后的回波反射率因子数值差异不大;在 1.35~7.92 km 高度范围内随着探测高度增加,回波反射率因子在传输路径上的衰减也逐渐增大,订正后的反射率因子与产品原始数据最大差值约为 7 dBZ(此次观测为降雪云层)。因此利用订正后的回波反射率因子作为云相态识别输入参量更能真实地表达云粒子特征信息。

与毫米波云雷达间隔 3 m 的微波辐射计可记录连续的大气温度信息。在微波辐射计直线距离 50 m 处的有无线电探空仪释放点,其每日 07:15 和 19:15 各释放一次,可获得 0~30 km 高度范围内的温度、相对湿度、风速、风向等大气参数信息^[28]。以直接测量方式获得大

表 2 优化后的不同粒子对应的 T 函数系数

Table 2 Optimized T-function coefficients corresponding to different phase particles

Function	Parameter	Snow	Ice crystal	Mixed phase	Supercooled water	Warm cloud droplet	Drizzle	Rain
$P(Z)$	X_1 / dBZ	-5	-40	-25	-31	-35	-25	-15
	X_2 / dBZ	0	-30	-15	-26	-25	-17	-10
	X_3 / dBZ	15	-10	-5	-17	-20	0	20
	X_4 / dBZ	20	0	5	-12	-15	5	25
$P(V)$	$X_1 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	-2.5	-1.5	-2	-0.8	-1	-4	-13
	$X_2 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	-1	-0.5	-1.5	-0.7	-0.5	-3	-8
	$X_3 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0.2	1	0.5	0	0.5	-1.5	-2.5
	$X_4 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0.5	2	1	0.5	1	-0.5	-1.5
$P(\sigma_v)$	$X_1 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0	0	0.2	0	0	0	0
	$X_2 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0.4	0	0.6	0.3	0.4	0.4	2
	$X_3 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	2	0.1	4	0.7	0.8	2	4
	$X_4 / (\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	4	0.4	4	1	1.2	4	4
$P(T)$	$X_1 / ^\circ\text{C}$	-40	-50	-40	-30	0	0	0
	$X_2 / ^\circ\text{C}$	-30	-50	-20	-28	0	0	0
	$X_3 / ^\circ\text{C}$	0	-20	0	-2	50	50	50
	$X_4 / ^\circ\text{C}$	0	-10	5	0	50	50	50

气参数的无线探空仪探测的结果通常在气象上被认为是真值,但因其释放次数有限而无法获取时空连续温度信息。在云相态识别中温度信息是十分重要的,因此需要时空连续性高的温度信息作为识别算法的输入参量,微波辐射计较无线电探空仪能提供时空连续的温度信息。图 2(d)为 2022-02-06T07:15 时刻微波辐射

计(黑色实线)和无线电探空仪(红色点线)探测的垂直方向的大气温度信息,二者的探测结果差异较小,其偏差[图 2(d)中蓝色曲线]主要分布在 $-1\sim 1^\circ\text{C}$ 范围内,同时在 3.3~4.7 km 高度范围内微波辐射计也准确探测到无线探空仪记录的逆温现象。因此,本文将微波辐射计探测的温度作为云相态识别算法的输入参量。

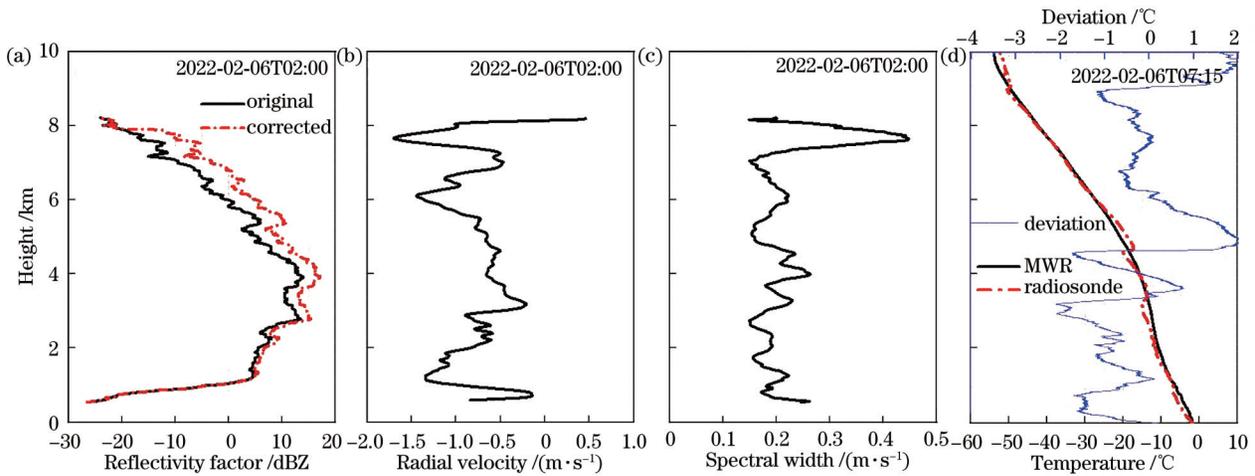


图 2 输入参数在垂直方向上的分布。(a)毫米波云雷达回波反射率因子;(b)径向速度;(c)谱宽;(d)温度
Fig. 2 Distribution of input parameters in the vertical direction. (a) Reflectivity factor detected by millimeter wave cloud radar; (b) radial velocity; (c) spectral width; (d) temperature

3 云相态探测与数据分析

2022年2月6日,泾河区域地面出现降雪,毫米波云雷达和微波辐射计于该日探测的云信息时空变化如图 3 所示。图 3(a)~(d)所示依次为毫米波云雷达订正后的回波反射率因子、谱宽、径向速度以及微波辐射

计探测的大气温度。图 3(a)所示的订正后的回波反射率因子显示,此次降雪过程中空中分布着两层云,低云位于 0~5 km,高云位于 5~8 km。在 00:00—05:00,云底高度近似分布在 1 km,云层中部回波反射率因子较大且对应区域内的下沉径向速度大[图 3(c)],可推测回波反射率因子的增大可能是因为尺寸较大

的粒子生成。在 00:50—13:00, 两层云逐渐融为单层云且云底高度接地, 云层中下部回波反射率因子较大, 其主要分布在 5~20 dBZ, 对应区域的下沉径向速度虽有所增大, 但增大区域不明显, 可推测该区域内粒子浓度较大。在 13:00—22:00, 云层的回波反射率因子主要分布在 -15~0 dBZ, 对应区域的下沉径向速度分布

在 -1~-2 m/s; 之后云层高度抬升伴随着云层消散。由图 3(b) 的谱宽分布情况可知, 此次降雪过程中云层粒子群下沉速度分布较为集中(粒子尺寸差异较小), 因此谱宽整体数值较小, 主要分布在 0~0.6 m/s, 仅在两层云的上部区域数值稍大。图 3(d) 显示, 在 2 km 高度处温度约为 -10 °C, 在 8 km 高度处温度约为 -40 °C。

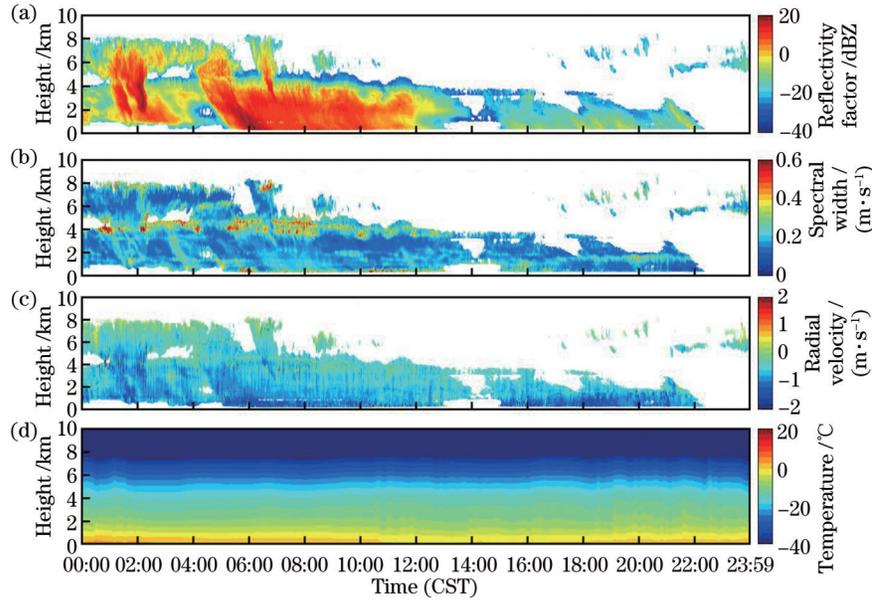


图 3 2022 年 2 月 6 日毫米波云雷达和微波辐射计观测结果。(a) 订正后的回波反射率因子; (b) 谱宽; (c) 径向速度; (d) 温度
Fig. 3 Observation results of millimeter wave cloud radar and microwave radiometer on 6 February 2022. (a) Corrected reflectivity factor; (b) spectral width; (c) radial velocity; (d) temperature

根据文献[5, 7, 15]给出的函数系数, 将图 3 中可表征云粒子特征的数据作为模糊逻辑的输入参量, 对该日云层相态进行识别, 结果如图 4 所示。云粒子自上而下被识别为冰晶、雪花、混合态以及液态云滴; 高

层云主要以冰晶为主, 低层云主要以雪花和混合相态为主; 此次层状云的相态分布情况符合 Bühl 等^[29]提出的混合相态模型。从粒子相态的分布情况可知, 此次观测过程中不存在毛毛雨和雨粒子。

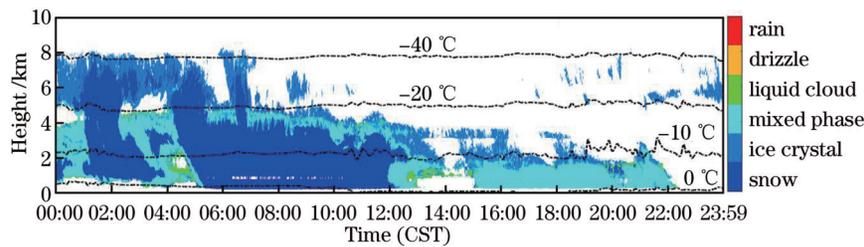


图 4 利用文献[5, 7, 15]中的 T 函数系数识别 2022 年 2 月 6 日的云相态结果
Fig. 4 Results of identifying cloud phase on 6 February 2022 using T-function coefficients in Refs. [5, 7, 15]

基于模糊逻辑用表 2 优化后的 T 函数系数, 将图 3 中可表征云粒子特征信息的数据作为优化后的模糊逻辑输入参量。对该日云层相态识别的结果如图 5 所示。在 00:00—12:00 时段, 高层云粒子相态以冰晶和雪为主, 低层云粒子相态主要以雪、混合相态、过冷水为主, 其中过冷水主要分布在云顶区域; 在 12:00—22:00 时段, 在低层云中下部粒子以混合相态的形式存在, 云层中部存在过冷水和少量的冰晶粒子。结合文献[4, 29-30]等提出的混合云降水粒子的形成模型

可设推测: 在 00:00—12:00, 高层云顶处的冰晶[大气温度约为 -40 °C, 图 3(c) 中粒子径向速度约为 0.8 m/s]以凝华方式增长, 随着冰晶粒子尺度不断增长, 上升气流无法支撑, 冰晶粒做下沉运动。在下落过程中, 冰晶主要依靠冰晶间的相互黏连继续增长, 冰晶粒子尺寸逐渐增大形成雪; 雪粒子在下落过程中遇到低层云顶处的过冷水粒子和混合相态粒子后, 在低层云中进一步形成大量的雪粒子, 直至降落到地面(地面温度 < 0 °C), 地面降水现象仪也测量到降雪的发生

(图 6)。基于上述分析可推测,低层云顶部区域的过冷水在此次降雪过程中起到了一定作用。图 5 的云粒子相态分布显示,此次降水过程中不存在暖云滴、毛毛雨和雨粒子。过冷水主要分布在底层云的云顶和 2~4.1 km 的高度区间,与探空温度[图 2(d)]中的逆温层区间相对应,温度范围为 -13~-20 °C,这也

是过冷水经常存在的温度区间^[30]。此外,已有的飞机观测数据^[31]显示,混合相态云层的云顶经常出现过冷水。从图 5 可以看到,本次降雪符合双层云之间的“播种-受播”机制^[32-33],高层冰晶掉落到低层云中,可能发生了贝吉龙过程,其为低层发生降雪的主要形成机制。

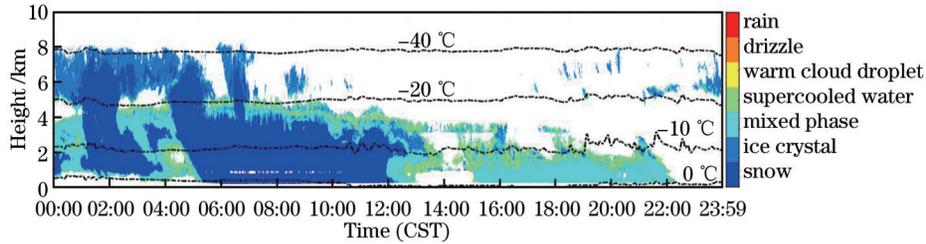


图 5 利用表 2 中的 T 函数系数识别 2022 年 2 月 6 日云相态的结果

Fig. 5 Results of identifying cloud phase on 6 February 2022 using T-function coefficients showed in Table 2

由优化后的模糊逻辑算法的识别结果(图 5)与参考文献中算法的识别结果(图 4)的对比可知,利用优化后的 T 函数系数能够将低层云上边缘区域原本仅被识别为冰晶和混合相态的区域,重新识别为冰晶粒子、混合相态以及过冷水,说明利用优化后的 T 函数系数的模糊逻辑算法能将云粒子相态识别得更加细致,而对云相态粒子的细致识别有利于解释云中粒子相态变化过程和降水机制的研究。

由图 6 中显示的地面降水现象仪记录数据可知,在此次降雪过程中地面降水粒子类型有雪花、雨夹雪、

毛毛雨以及雨等。降雪期间气温从 2.0 °C 骤降到 -1.2 °C,随着降雪强度的减弱和太阳升起,地面温度出现缓慢的增长趋势,但绝大部分时间内的温度低于 0 °C。图 6 显示降雪主要集中在 05:30—12:44 和 15:30—20:00 时段内。在 05:30—12:44 时段,基于上述的模糊逻辑识别算法也识别出云层中的粒子主要以雪花为主;在 15:30—20:00 时段内,模糊逻辑将近地表的云相态识别为混合相态。结合同址的地面降水现象仪数据,利用粒子直径与下落末速度之间的关系进一步对相态识别结果进行验证。

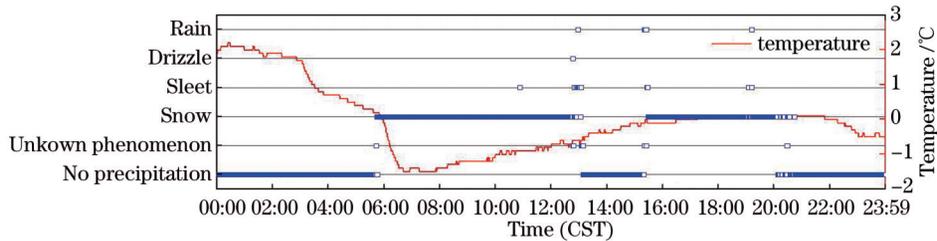


图 6 2022 年 2 月 6 日地面降水现象仪记录的不同时刻的降水粒子相态(蓝色框所在位置对应不同粒子相态,红线表示地表温度)

Fig. 6 Phase state of precipitation particles at different time recorded by ground precipitation phenomenon meter on 6 February 2022 (the position of blue box corresponds to different particle phase states, and the solid line represents ground temperature)

在毫米波云雷达直线距离 16 m 的地面降水现象仪每 1 min 记录一次降水信息(尺寸和下落速度,该日共记录 1440 组样本)。依据降水现象,在 05:30—12:44 和 15:30—20:00 时段内降水样本分别为 425 个和 291 个,将这两个时段内的降水样本累积,分别绘制对应时段内降水粒子直径、下落末速度与粒子数量分布情况,结果如图 7 所示。同时,依据文献[34-38]中降水粒子下落末速度与直径之间的经验关系,绘制了雨(rain)、针状冰粒子(needle)、块状霰(lump graupel)、高密度聚合物(densely rimed aggregate)和低密度聚合物(unrimed aggregate)经验曲线(在本文中可将针状冰粒子、块状霰、密集聚合物和聚合物认

为是雪粒子)。由图 7(a)可知,在 05:30—12:44 时段内降水粒子固液(雨和雪)共存且相态复杂,其中雪粒子数量占主导,其下落末速度主要集中在 0.3~3 m/s,即使直径大于 6 mm 的雪粒子的下落末速度也不超过 3.5 m/s。图 7(b)显示在 15:30—20:00 时段内,降水粒子依然为固液(雨和雪)共存的混合态形式,而粒子分布特征显示,粒子相态更偏向液态,即雨粒子数量多于雪粒子。

毫米波云雷达探测盲区为 150 m,因此可将图 6 和图 7 记录的地面降水类型与图 5 利用优化后模糊逻辑识别的近地面云相态结果进行对比,以说明优化后的模糊逻辑算法对云相态识别结果的准确性。在

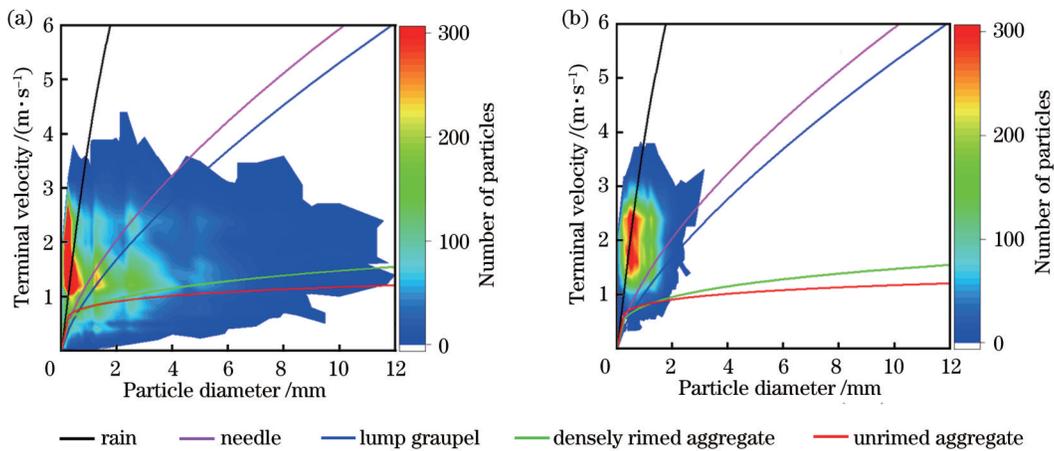


图7 2022年2月6日不同时段降水粒子的雨滴谱分布情况。(a) 05:30—12:44降雪时段;(b) 15:30—20:00降雪时段

Fig. 7 Distribution of precipitation particles raindrop spectra at different time periods on 6 February 2022. (a) Snow at 05:30—12:44; (b) snow at 15:30—20:00

05:30—12:44,模糊逻辑识别云相态为雪花,这与地面降水现象仪和雨滴谱记录的粒子种类高度契合;在15:30—20:00,所记录的近地表的云相态为混合相态,而图7(b)显示降水粒子固液态共存(大量的雨粒子和少量的雪花处于混合态)。因此,通过与地面降水现象仪记录的降水粒子特征对比可知,利用上述优化后的模糊逻辑算法能够准确地识别云相态。

4 结 论

提出一种优化的模糊逻辑算法。通过对不对称T函数系数进行优化,且同时考虑回波反射率因子衰减和温度对识别结果准确性的影响。以订正后的反射率因子、径向速度、谱宽和微波辐射计探测的时空连续温度作为优化后的模糊逻辑算法来识别云相态的输入参数。优化后的模糊逻辑算法在原有云粒子相态(冰晶、雪花、混合相态、液态云滴、毛毛雨和雨滴)识别的基础上可进一步实现过冷水和暖云滴的识别。利用优化后模糊逻辑算法对2022年2月6日一次降雪的云相态随时间变化进行识别与分析,云相态识别结果与地面降水现象仪和雨滴谱记录的降水粒子类型随时间变化有较高的一致性,说明优化后的模糊逻辑算法能合理且准确地识别云相态。

利用遥感方式(毫米波云雷达、激光雷达以及微波辐射计等)探测云中粒子信息时,探测体的体积中包含粒子群,回波特征也是该粒子群的整体特征。在下一步的研究中,若能准确地获取探测体积中粒子的含水量和含冰量,可利用冰水含量和液态水量占比对云粒子相态进行更加细致的界定与划分,并用飞机观测数据加以验证。

致谢 感谢西安华腾微波公司的李毅等工作人员对毫米波云雷达数据提供的支持,感谢西安电子工程研究所雷连发对微波辐射计数据提供的支持,感谢西安泾

河站的工作人员任丹阳、刘一伟对探空数据提供的支持。

参 考 文 献

- [1] Shupe M D, Uttal T, Matrosov S Y. Arctic cloud microphysics retrievals from surface-based remote sensors at SHEBA[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 2005, 44(10): 1544-1562.
- [2] Shupe M D. A ground-based multisensor cloud phase classifier[J]. *Geophysical Research Letters*, 2007, 34(22): GL031008.
- [3] Mazoyer M, Ricard D, Rivière G, et al. Impact of mixed-phase cloud parameterization on warm conveyor belts and upper-tropospheric dynamics[J]. *Monthly Weather Review*, 2023, 151(5): 1073-1091.
- [4] 盛裴轩, 毛节泰, 李建国, 等. 大气物理学[M]. 北京: 北京大学出版社, 2003.
- [5] Sheng P X, Mao J T, Li J G, et al. *Atmospheric physics*[M]. Beijing: Peking University Press, 2003.
- [6] 狄慧鸽, 华灯鑫. 云探测中的激光雷达技术研究进展[J]. *光学学报*, 2022, 42(6): 0600002.
- [7] Di H G, Hua D X. Research progress of lidar in cloud detection[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(6): 0600002.
- [8] 李玉莲, 孙学金, 周永波, 等. 基于Ka波段毫米波云雷达资料对水凝物相态的识别研究[J]. *气象科学*, 2019, 39(1): 34-41.
- [9] Li Y L, Sun X J, Zhou Y B, et al. Recognition research of hydrometeor phase based on Ka-band millimeter wave cloud radar data[J]. *Journal of the Meteorological Sciences*, 2019, 39(1): 34-41.
- [10] 张天虎. 基于地基微波辐射计数据的大气温湿廓线反演算法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2020.
- [11] Zhang T H. Research on inversion algorithm of atmospheric temperature and humidity profile based on ground-based microwave radiometer data[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2020.
- [12] 彭亮, 陈洪滨, 李柏. 模糊逻辑法在3 mm云雷达反演云中水凝物粒子相态中的应用[J]. *遥感技术与应用*, 2011, 26(5): 655-663.
- [13] Peng L, Chen H B, Li B. An application of fuzzy logic method to cloud hydrometeor classifications using the ARM WACR data[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, 26(5): 655-663.
- [14] 何宇翔, 肖辉, 吕达仁. 利用极化雷达分析层状云中水凝物粒子性状分布[J]. *大气科学*, 2010, 34(1): 23-34.
- [15] He Y X, Xiao H, Lü D R. Analysis of hydrometeor distribution characteristics in stratiform clouds using polarization radar[J].

- Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2010, 34(1): 23-34.
- [10] Kollias P, Rémillard J, Luke E, et al. Cloud radar Doppler spectra in drizzling stratiform clouds: 1. Forward modeling and remote sensing applications[J]. Journal of Geophysical Research, 2011, 116(D13): D13201.
- [11] Kollias P, Miller M A, Luke E P, et al. The atmospheric radiation measurement program cloud profiling radars: second-generation sampling strategies, processing, and cloud data products[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2007, 24(7): 1199-1214.
- [12] Yu G, Verlinde J, Clothiaux E E, et al. Mixed-phase cloud phase partitioning using millimeter wavelength cloud radar Doppler velocity spectra[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2014, 119(12): 7556-7576.
- [13] 黄毅梅, 周毓荃, 杨敏. 利用3 mm云雷达资料分析混合相云垂直结构及过冷水分布[J]. 高原气象, 2017, 36(1): 219-228.
Huang Y M, Zhou Y Q, Yang M. Using 3 mm cloud radar data to analyze frontal mixed cloud vertical structure and supercooled water[J]. Plateau Meteorology, 2017, 36(1): 219-228.
- [14] Yuan Y, Di H G, Liu Y Y, et al. Detection and analysis of cloud boundary in Xi'an, China, employing 35 GHz cloud radar aided by 1064 nm lidar[J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2022, 15(16): 4989-5006.
- [15] Kollias P, Clothiaux E E, Miller M A, et al. Millimeter-wavelength radars: new frontier in atmospheric cloud and precipitation research[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2007, 88(10): 1608-1624.
- [16] Shupe M D, Uttal T, Matrosov S Y. Arctic cloud microphysics retrievals from surface-based remote sensors at SHEBA[J]. Journal of Applied Meteorology, 2005, 44(10): 1544-1562.
- [17] 熊贤成, 杨春平, 敖明武, 等. 基于BP神经网络的云相态检测方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 714-718.
Xiong X C, Yang C P, Ao M W, et al. A research on cloud phase detection based on BP neural network[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(4): 714-718.
- [18] 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, 41(2): 171-181.
Wang D W, Liu L P, Zong R, et al. Fuzzy logic method in retrieval atmospheric cloud particle phases and effect analysis[J]. Meteorological Monthly, 2015, 41(2): 171-181.
- [19] 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.
Cao J W, Liu L P, Ge R S. A study of fuzzy logic method in classification of hydrometeors based on polarimetric radar measurement[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2005, 29(5): 827-836.
- [20] 常钰阳, 孙斌, 黄禅, 等. 多角度偏振云检测及云参数反演[J]. 光学学报, 2020, 40(11): 1101002.
Chang Y Y, Sun B, Huang C, et al. Cloud detection and parameter inversion using multi-directional polarimetric observations[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(11): 1101002.
- [21] Baum B A, Tovinkere V, Titlow J, et al. Automated cloud classification of global AVHRR data using a fuzzy logic approach[J]. Journal of Applied Meteorology, 1997, 36(11): 1519-1540.
- [22] 袁云, 狄慧鸽, 王坤, 等. 基于多维数据的云相态精细识别技术[J]. 光学学报, 2022, 42(12): 1228002.
Yuan Y, Di H G, Wang K, et al. Fine identification technology of cloud phase state based on multidimensional data[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(12): 1228002.
- [23] Hu Y X, Winker D, Yang P, et al. Identification of cloud phase from PICASSO-CENA lidar depolarization: a multiple scattering sensitivity study[J]. Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer, 2001, 70(4/5/6): 569-579.
- [24] Wang Z, Sassen K. Cloud type and macrophysical property retrieval using multiple remote sensors[J]. Journal of Applied Meteorology, 2001, 40(10): 1665-1682.
- [25] Görsdorf U, Lehmann V, Bauer-Pfundstein M, et al. A 35-GHz polarimetric Doppler radar for long-term observations of cloud parameters: description of system and data processing[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2015, 32(4): 675-690.
- [26] 吴欢, 黄兴友. X波段双线偏振雷达回波强度衰减和地物回波识别订正[J]. 气象科学, 2014, 34(1): 32-38.
Wu H, Huang X Y. Schemes for attenuation correction of radar reflectivity factor, ground clutter discrimination and compensation of a X-band dual-polarization radar[J]. Journal of the Meteorological Sciences, 2014, 34(1): 32-38.
- [27] 张培昌, 王振会. 天气雷达回波衰减订正算法的研究(I): 理论分析[J]. 高原气象, 2001, 20(1): 1-5.
Zhang P C, Wang Z H. A study on algorithm to make attenuation correction to radar observations of radar reflectivity factor (I): theoretical analysis[J]. Plateau Meteorology, 2001, 20(1): 1-5.
- [28] Yuan Y, Di H G, Liu Y Y, et al. Confidence and error analyses of the radiosonde and ka-wavelength cloud radar for detecting the cloud vertical structure[J]. Remote Sensing, 2022, 14(18): 4462.
- [29] Bühl J, Seifert P, Myagkov A, et al. Measuring ice- and liquid-water properties in mixed-phase cloud layers at the Leipzig Cloudnet Station[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2016, 16(16): 10609-10620.
- [30] 任雍, 梁莺, 刘光普, 等. 基于毫米波测云雷达的云粒子相态识别研究[J]. 沙漠与绿洲气象, 2019, 13(6): 126-132.
Ren Y, Liang Y, Liu G P, et al. Research on phase identification of cloud particles based on millimeter wave cloud radar[J]. Desert and Oasis Meteorology, 2019, 13(6): 126-132.
- [31] Majewski A, French J R. Supercooled drizzle development in response to semi-coherent vertical velocity fluctuations within an orographic-layer cloud[J]. Atmospheric Chemistry and Physics, 2020, 20(8): 5035-5054.
- [32] 洪延超, 周非非. “催化-供给”云降水形成机理的数值模拟研究[J]. 大气科学, 2005, 29(6): 885-896.
Hong Y C, Zhou F F. A numerical simulation study of precipitation formation mechanism of "seeding-feeding" cloud system[J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences, 2005, 29(6): 885-896.
- [33] 洪延超. 层状云结构和降水机制研究及人工增雨问题讨论[J]. 气候与环境研究, 2012, 17(6): 937-950.
Hong Y C. Research progress of stratiform cloud structure and precipitation mechanism and discussion on artificial precipitation problems[J]. Climatic and Environmental Research, 2012, 17(6): 937-950.
- [34] de Boer G, Eloranta E W, Shupe M D. Arctic mixed-phase stratiform cloud properties from multiple years of surface-based measurements at two high-latitude locations[J]. Journal of the Atmospheric Sciences, 2009, 66(9): 2874-2887.
- [35] Tao R T, Zhao K, Huang H, et al. Snow particle size distribution from a 2-D video disdrometer and radar snowfall estimation in East China[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(1): 196-207.
- [36] Locatelli J D, Hobbs P V. Fall speeds and masses of solid precipitation particles[J]. Journal of Geophysical Research, 1974, 79(15): 2185-2197.
- [37] Lee J E, Jung S H, Park H M, et al. Classification of precipitation types using fall velocity-diameter relationships from 2D-video distrometer measurements[J]. Advances in Atmospheric Sciences, 2015, 32(9): 1277-1290.
- [38] Brandes E A, Zhang G F, Vivekanandan J. Experiments in rainfall estimation with a polarimetric radar in a subtropical environment[J]. Journal of Applied Meteorology, 2002, 41(6): 674-685.

Optimization Algorithm for Recognizing Phase States of Cloud Particles Based on Fuzzy Logic

Yuan Yun¹, Di Huige^{1*}, Gao Yuxing^{1,2}, Cao Mei², Hua Dengxin¹

¹*School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi, China;*

²*Xi'an Meteorological Administration, Xi'an 710016, Shaanxi, China*

Abstract

Objective Phase state recognition of cloud particles is an important content in cloud physics research and also significant for inverting other cloud microphysical parameters. With the development of remote sensing detection technology, researchers have developed various recognition methods of cloud phase particles, such as decision tree recognition, classic statistical decision recognition, neural networks, clustering algorithms, and fuzzy logic algorithms. However, due to the complex characteristics of cloud particles, the radar information corresponding to different particles does not have absolute features, and there may be some overlap degree. Thus, recognition algorithms based on rigid threshold conditions are not well suitable for phase recognition and classification of cloud particles. Fortunately, the fuzzy logic recognition algorithm can improve this rigid threshold defect, but the accuracy of the T-function coefficients in fuzzy logic will directly determine the accuracy of the recognition results. To accurately and finely identify cloud phase states, we propose an optimization algorithm based on fuzzy logic to recognize the phase states of cloud particles. The optimized fuzzy logic algorithm can also recognize supercooled water and warm cloud droplets compared to the original fuzzy logic algorithm which can only recognize ice crystals, snow, mixed phases, liquid cloud droplets, drizzle, and raindrops.

Methods Based on the induction and summary of a large number of aircraft and remote sensing instruments simultaneously observed data and comprehensive characteristic consideration of different cloud types, we adjust and optimize the T-function coefficients of fuzzy logic. A table of T-function coefficient parameters for different cloud phase particles is constructed as shown in Table 2. The corrected reflectivity factor, radial velocity, and spectral width detected by millimeter wave cloud radars with high spatiotemporal resolution, as well as the temperature detected by microwave radiometer, are adopted as input parameters for the optimized fuzzy logic algorithm. According to the phase recognition process of cloud particles shown in Fig. 1, snow, ice, mixed phase, supercooled water, warm cloud droplets, drizzle, and rain in cloud particles can be identified.

Results and Discussions The cloud particle phase of a snowfall observed on 6 February 2022 in Xi'an is inverted to verify the effectiveness and accuracy of the optimized algorithm. Additionally, we input the parameters (corrected reflectivity factor, radial velocity, spectral width, and temperature) that can characterize the features of cloud particles in Fig. 3 into the optimized fuzzy logic algorithm, and obtain the phase recognition results of cloud particles shown in Fig. 5. The cloud phase distribution in Fig. 5 (near the ground area, at a height of about 200 m) is highly consistent with the particle phase changes recorded by the ground precipitation phenomenon meter. Meanwhile, we also compare the recognition results of the optimized fuzzy logic algorithm (Fig. 5) with the original fuzzy logic algorithm (Fig. 4) and find that the optimized algorithm can identify supercooled water that cannot be recognized by the original algorithm, which is beneficial for explaining the particle phase transformation process and precipitation mechanism research in clouds.

Conclusions We propose an optimized fuzzy logic algorithm by optimizing the asymmetric T-function coefficients and considering the effects of reflectivity factor attenuation and temperature on the accuracy of recognition results. The corrected reflectivity factor, radial velocity, spectral width, and spatiotemporal continuous temperature detected by the microwave radiometer are leveraged as input parameters for the optimized fuzzy logic algorithm. The optimized algorithm can accurately identify snow, ice, mixed phase, supercooled water, warm cloud droplets, drizzle, and rain particles in clouds, which would help study and invert cloud microscopic parameters.

Key words atmospheric optics; cloud particle phase recognition; fuzzy logic optimization; supercooled water; millimeter wave cloud radar