

基于多维数据的云相态精细识别技术

袁云¹, 狄慧鸽^{1*}, 王坤¹, 白水成², 闫庆¹, 曹梅², 张颖梅², 王玉峰¹, 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 基于聚类思想设计了二维和三维云相态聚类识别算法, 结合偏振激光雷达、微波辐射计和毫米波雷达资料, 进行了云相态的精细识别与分类方法研究。将云粒子的体退偏比、温度和反射率因子作为聚类网络学习的输入特征量, 通过无监督学习区分云层中不同相态的簇划分结果, 利用簇划分结果实现了对云相态的精细识别, 解决了传统云相态识别中采用单一阈值算法导致的结果误判问题。所设计算法可以实现云中过冷水区、暖云液态水区和冰相的高效识别, 同时对混合云相态实现了冰占主导和水占主导的细分。利用偏振激光雷达、微波辐射计和毫米波雷达对西安市上空云层进行了观测, 反演了三台仪器的同步观测数据。利用所设计的聚类识别算法对 2021 年 1 月 9—10 日和 2021 年 6 月 8—9 日观测到的云数据进行了二维聚类和三维聚类识别与分析, 实现了云层内暖云滴、混合相(冰占主导、水占主导)、过冷水和冰相的区分。通过比较与分析, 发现三维聚类识别算法比二维聚类识别算法更能详细地展现相态转换过程的细节信息, 整体识别结果与实际天气变换过程吻合。

关键词 遥感; 多源遥感探测; 聚类分析; 云相态识别; 过冷水

中图分类号 TN958.98; P412.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1228002

Fine Identification Technology of Cloud Phase Using
Multidimensional DataYuan Yun¹, Di Huige^{1*}, Wang Kun¹, Bai Shuicheng², Yan Qing¹, Cao Mei²,
Zhang Yingmei², Wang Yufeng¹, Hua Dengxin¹¹*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 Based on the clustering idea, two-dimensional and three-dimensional cloud phase clustering identification algorithms are designed. Combined with the data of polarization lidar, microwave radiometer, and millimeter wave radar, the fine identification and classification methods of cloud phase are studied. The volume depolarization ratio, temperature, and reflectivity factor of cloud particles are taken as the input characteristics of clustering network learning, and the cluster division results of distinguishing different cloud phase are obtained through unsupervised learning. The fine identification of cloud phase is realized by using the cluster division results, which solves the problem of misjudgment of results caused by the single threshold algorithm in traditional cloud phase identification. Using this algorithm, the supercooled water, warm cloud liquid water, and ice phase can be identified efficiently. At the same time, the ice and water dominated mixed phase can be classified in detail. The clouds over Xi'an are observed by the polarization lidar, microwave radiometer, and millimeter wave radar, and the synchronous observation data of three instruments are retrieved. The two-dimensional clustering algorithm and three-dimensional clustering algorithm are used to identify and analyze the cloud data observed from January 9 to 10, 2021 and June 8 to 9, 2021. The distinction of liquid water, mixed phase (ice dominated and water dominated), supercooled water,

收稿日期: 2021-10-09; 修回日期: 2021-11-08; 录用日期: 2021-11-23

基金项目: 国家自然科学基金(41627807, 61875163)

通信作者: *dihuige@xaut.edu.cn

and ice phase in the cloud is realized. Through comparison and analysis, it is found that the three-dimensional clustering recognition algorithm can show more details of the phase transformation process than the two-dimensional clustering recognition algorithm. The overall identification results are consistent with the actual weather transformation process.

Key words remote sensing; multi-source remote sensing detection; cluster analysis; cloud phase identification; supercooled water

1 引言

云相态是指云所处的热力学状态,即液态或固态。随着温度的不同,云粒子可能为水滴、过冷水、规则排列的冰晶和不规则的冰晶等^[1]。不同的相态类型具有不同的吸收和散射特性,将直接影响各种尺度天气系统的形成与演变。卷云中冰晶的取向可能通过云反照率和云的下落速度影响辐射传输^[2]。云相态不仅是云参数研究的重要内容,还是反演其他云微物理参数的前提^[3]。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^[4]。此外,云相态还是判别飞机积冰事件发生的要素之一,获取云的相态分布信息对飞机积冰和人工影响天气的研究工作也有着现实意义^[5]。

飞机原位测量能直接获取飞行路径上云相态的微物理参数,但由于该测量方式的局限性,其无法对固定区域持续采样,因此无法获取云层全局的相态相对分布与变化情况^[6]。利用遥感资料反演云的相态信息是气象学和大气物理学的研究热点之一^[7]。目前可以实现云相态遥感探测的手段主要有气象卫星、偏振激光雷达^[8]和毫米波雷达等^[9]。气象卫星基于热红外多光谱资料实现云相态反演,不受太阳光照约束,可用于白天和夜间的连续反演,但是被动遥感只能获取云顶信息,无法得到云内部的相态信息。偏振激光雷达是近些年获取云内相态信息的重要观测仪器,利用退偏比信息来实现识别具有高时空分辨率的优点,但是由于受到多重散射和冰云规则导向的影响,因此偏振激光雷达无法区分过冷水区和规则排列的冰云区^[10-12]。Sassen 等^[13]对海洋云层的退偏比 δ 进行了分析,认为冰云的退偏比范围为 $0.2 < \delta < 0.8$ 。在多重散射的影响下,水云厚度为 150 m 时的云顶退偏比可达 0.4。通过分析粒子尺寸与退偏比之间的关系发现:当云层粒子直径为 20~100 μm 时,退偏比约为 0.38;当云层粒子直径约为 350 μm 时,退偏比大于 0.8。Hu^[14]基于 CALIPSO 数据,通过分析云粒子退偏比和有效雷达比的变化特征,并建立两者之间的二维阈值空间

相关性,实现了对水云和冰云的有效区分,但该相关性并不适用于地基激光雷达。路小梅等^[15]基于该二维阈值并利用 2020 年 6 月至 2021 年 3 月的 CALIPSO 资料对北京上空的云相态进行统计分析:当温度在 $-25 \sim 0$ $^{\circ}\text{C}$ 之间时,冰云中存在过冷水和水平导向的片状晶体;当温度低于 -45 $^{\circ}\text{C}$ 时,云中的冰晶大部分是随机导向的。

影响云相态的因素较多,基于单一的经验阈值法在云相态识别过程中具有一定的局限性,会引起云相态的误判或漏判,多源遥感设备的联合使用更加有利于云相态的精确探测与识别^[16]。偏振激光雷达和毫米波雷达可兼顾云体宏观和微观特征,揭示了云内粒子的形状、相态和空间分布等信息。微波辐射计可获取云层内部温度的连续变化信息。Shupe^[17]采用激光雷达的退偏比、毫米波云雷达的反射率因子、多普勒速度、谱宽和温度对云中的水凝物进行相态识别。彭亮等^[18]根据 Shupe 总结得到的不同相态水凝物粒子对应的经验阈值,建立了不对称 T 型函数的模糊逻辑识别隶属函数,并根据不同形状粒子的散射特性和几何形状等增加了关于退偏比的隶属函数,但 T 函数的系数选取困难,这会导致算法的鲁棒性差,云相态识别结果容易出现偏差。本文利用多源遥感数据,基于聚类思想提出了云相态分类算法。通过无监督自主学习实现云相态识别,避免了传统算法中基于经验确定阈值的主观性,实现了暖云滴、过冷水、冰晶和混合相态的识别,这可为天气演变过程研究、人工影响天气研究等提供决策依据。

2 云相态探测和识别原理

激光雷达、毫米波雷达和微波辐射计等探测设备在云参数反演中发挥着重要作用。通常可直接依据云层所在高度处的温度将云层划分为暖云或冷云。地基偏振激光雷达通过大量的地面观测实验验证了通过雷达反射信号获取的退偏比能够有效地区分冰云和水云。由散射理论可知,云粒子散射毫米波的能量强度与粒子的形状、大小密切相关,因此可依据粒子后散射信息计算出粒子浓度与粒子尺寸。

2.1 偏振激光雷达

偏振激光雷达探测的退偏比 δ 反映了粒子的非球形程度,通常退偏比 δ 越大,表明粒子的非球形程度越高。粒子体退偏比 δ_v 可由偏振激光雷达的两个偏振通道的信号求取。两个偏振通道的激光雷达方程分别为

$$P_{\perp}(z) = K_{\perp} \frac{\beta_{m,\perp} + \beta_{a,\perp}}{z^2} T^2, \quad (1)$$

$$P_{\parallel}(z) = K_{\parallel} \frac{\beta_{m,\parallel} + \beta_{a,\parallel}}{z^2} T^2, \quad (2)$$

式中: T 为透过率; K_{\perp} 和 K_{\parallel} 分别为垂直和平行通道的增益; $\beta_{m,\perp}$ 和 $\beta_{m,\parallel}$ 分别为垂直和平行通道接收到的大气分子的后向散射系数; $\beta_{a,\perp}$ 和 $\beta_{a,\parallel}$ 分别为垂直和平行通道接收到的气溶胶后向散射系数。

将式(1)和式(2)相除,可得粒子的体退偏比 δ_v 为

$$\delta_v = K \frac{P_{\perp}}{P_{\parallel}}, \quad (3)$$

式中: $K = K_{\parallel}/K_{\perp}$ 为两个通道的增益比,由实验法标定后获得。云层中的体退偏比 δ_v 约等于粒子退偏比 $\delta^{[6]}$,后文中的退偏比 δ 均指体退偏比 δ_v 。

云层中的液水滴近乎球形,它使激光雷达单次散射之后在 180° 后向散射方向上的退偏比 δ 近似为 0。入射光在云层中发生多次散射会使得水云退偏比达到 0.1 甚至 0.3 以上。冰晶粒的形状极为不规则,散射之后的退偏比 δ 非常大,一般达到 0.35 以上^[19]。因此,可用退偏比在云粒子两种相态(液相、冰相)中的差异和变化对云相态的判别和变化进行描述。然而,当冰云中存在规则排列的冰晶时,镜面反射不会改变入射光的偏振特性,因此其退偏比较低(近似为 0),这时需要借助温度数据或其他参量对云相态进行明确的划分。

2.2 微波辐射计

温度变化影响着云粒子相态的转变:当温度在 0°C 以上时,大气中的云大部分为水云;当温度在 $-25\sim 0^\circ\text{C}$ 之间时,云相态多为混合云,存在过冷水区,并且有可能出现冰云;当温度低于 -45°C 时,大气中的云大部分由随机导向的晶体颗粒组成^[15]。因此,云层中的温度是影响云粒子相态的一个重要参数。微波辐射计通过接收各个高度传来的温度辐射微波信号来判断温度、湿度,实现对目标的定量测量。大气微波辐射传输方程用来描述从地面观测的微波频段大气辐射亮度 $T_B(\theta, \nu)$, $T_B(\theta, \nu)$ 是宇宙背景辐射经过大气衰减后到达地面的辐射值和大气

自身的辐射之和,可表示为

$$T_B(\theta, \nu) = T_{\infty} \exp\left(-\int_0^{\infty} a \sec \theta dz'\right) + \int_0^{\infty} T(z) a_{\nu} \sec \theta \exp\left(-\int_0^z a \sec \theta dz'\right) dz, \quad (4)$$

式中: T_{∞} 为宇宙背景辐射亮度; θ 为天顶角; ν 为观测频率; $T(z)$ 为高度 z 处的大气温度; a 为大气吸收系数。

2.3 毫米波雷达

毫米波雷达探测气象目标物体回波强度^[20]是通过天线接收到的回波功率来推算目标的回波反射率因子。回波反射率因子的表达式为

$$Z = \int_0^{\infty} n(D) D^6 dD, \quad (5)$$

式中: $n(D)$ 为粒子密度; D 为粒子直径。反射率因子大小与粒子直径相关,故不同相态粒子大小差异会呈现不同的反射率因子值。

2.4 相态识别

云粒子相态识别主要依据不同类型粒子反映给探测设备的参数值差异进行判别。根据测试要求,本文将云粒子相态分类为暖云滴、混合相(水占主导、冰占主导)、过冷水和冰相。各类云粒子特征如下^[21-23]:

1) 暖云滴。温度大于 0°C 的水滴主要集中于云层下部,非降水云中液态水的反射率因子和退偏比较小,降水云中液态水的直径大,其反射率因子大于过冷水滴;

2) 混合相。在同一探测高度范围内同时存在冰相和液相粒子。混合相态中存在冰晶表面覆盖水膜(冰占主导相态),会引起较大的退偏比。当冰晶和大量液态水滴混合在一起(水占主导相态)时,其退偏比小;

3) 过冷水。过冷水主要集中在冷云中下层,温度范围为 $-20\sim 0^\circ\text{C}$,过冷水是影响降水丰沛程度的主要云粒子。过冷水由强上升气流将暖云滴抬升而产生,其遇到冰晶粒子时会被迅速消耗掉。过冷水平均直径小,在冷云层中的反射率因子和退偏比都较小;

4) 冰相。冰相是由分布在大气高层的各种形状的冰晶组成,地面观测和卷云的航空实验表明,单一的冰晶粒子形状并不能符合实际情况,各种冰晶形状的组合更符合观测数据。因形状的不规则,冰相粒子有较大的退偏比、较小的反射率因子。

根据上述分析,各类粒子虽具有其自身特征,但

依然离不开相互耦合的综合影响。在该情况下,利用聚类分析定量地确定各类粒子的亲疏关系,根据同类相似、不同聚类彼此互异的规律,对粒子相态进行客观的分类。

3 基于聚类思想的识别算法分析

类指的是具有相似性的集合,聚类是指将数据集划分为若干类。聚类分析是数理统计中的一种多元分析方法,用数学方法以相似性为基础定量地确定样本的亲疏关系,并对数据进行聚类划分^[23]。

3.1 算法原理

给定数据样本 X 包含了 n 个对象,即 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$,其中每个对象都具有 m 个维度。算法的目的是将 n 个对象依据相似性聚集到指定的 K 个类簇中,每个对象属于且仅属于一个其到类簇中心距离最小的类簇。首先要初始化 K 个聚类中心 $\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$, $1 < K \leq n$,然后计算每一个对象到每一个聚类中心的欧氏距离,即

$$\text{dis}(X_i, C_j) = \sqrt{\sum_{t=1}^m (X_{i,t} - C_{j,t})^2}, \quad (6)$$

式中: X_i 表示第 i 个对象, $1 < i \leq n$; C_j 表示第 j 个聚类中心点, $1 < j \leq k$; $X_{i,t}$ 表示第 i 个对象的第 t 个属性, $1 < t \leq m$; $C_{j,t}$ 表示第 j 个聚类中心的第 t 个属性。

依次比较每一个对象到每一个聚类中心的距离,将对象分配到距离最近的聚类中心所在的类簇中,得到 K 个类簇的集合 $\{S_1, S_2, \dots, S_K\}$ 。

算法用中心定义了类簇的原型,类簇中心就是类簇内所有对象在各个维度上的均值,即

$$C_l = \frac{\sum_{X_i \in S_l} X_i}{|S_l|}, \quad (7)$$

式中: C_l 表示第 l 个聚类的中心, $1 < l \leq k$; $|S_l|$ 表示第 l 个聚类中对象的个数; X_i 表示第 l 个聚类中第 i 个对象, $1 < i \leq |S_l|$ 。

3.2 构建识别网络

相态相同的粒子具有相似的特性,不同相态粒子之间具有互异特性,基于上述的聚类思想建立的云相态识别网络流程图如图 1 所示。将可表征云层粒子相态信息(反射率因子 Z 、退偏比 δ 、温度 T)的数据作为聚类网络的输入样本。在初始化 K 个聚类中心后,通过 Cluster 聚类学习得到聚类中心 $\{C_1, C_2, \dots, C_K\}$,依据聚类中心值对输入样本中

的特征量进行权重分配,实现粒子相态识别。 K 的取值可用轮廓系数 s 进行评估,当 s 均为正数且大于 0.8 时,表示聚类是合理可靠的。

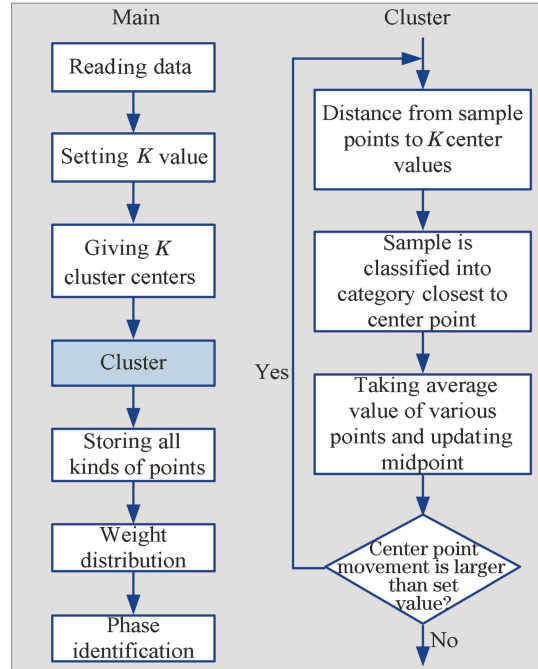


图 1 基于聚类思想的云相态识别网络流程图

Fig. 1 Flow chart of cloud phase identification network based on clustering idea

4 数据来源

本文所用偏振激光雷达、微波辐射计和毫米波雷达均安装在中国(西安)气象局大气探测综合实验基地中。该站位于西安市高陵区,是国家气象观测标准站点。激光雷达与毫米波雷达间的直线距离为 50 m,毫米波雷达与微波辐射计间的距离为 3 m,三台遥感设备之间的距离较近,这为实现联合观测提供了良好的实验基础,其设备具体参数如表 1 所示。基于各探测设备的工作机理进行数据反演和分析^[6,19,24-27],得到云层粒子退偏比、温度和反射率因子信息。

5 实验观测结果与分析

本文利用偏振激光雷达、毫米波雷达和微波辐射计对西安地区联合观测过程中[2021 年 1 月 9—10 日晴天(两层云)、2021 年 6 月 8—9 日降雨前(单层云)]层状云的变化情况进行反演与分析。在确保云宏观特征一致的前提下,利用云粒子的退偏比、反射率因子和温度信息进行聚类学习,以实现云相态分类。

表 1 联合观测设备参数

Table 1 Parameters of joint observation equipment

Equipment	Parameter				Inversion information
	Wavelength /mm	Detection range /km	Range resolution /m	Time resolution /s	
Lidar	5.32×10^{-4}	0.5–15.0	3.75	120	Depolarization ratio δ
Microwave radiometer		0–0.5	25		Temperature T
		0.5–2.0	50	120	
Millimeter wave radar	8.6	2–10	250		Reflectivity factor Z
		0.12–20.00	30	5	

5.1 利用激光雷达和微波辐射计的协同观测与分析

实验在 2021 年 1 月 9—10 日西安高陵地区进行, 天气为阴 [PM_{2.5} (25 μg/m³), PM₁₀ (60 μg/m³)], 偏振激光雷达处于持续作业中。图 2 为偏振激光雷达 532 nm 平行通道探测到的平方距离校正信号 (RSCS) 随时间的变化过程, 其中 CST 为中国标准时间。可以发现: 空中出现的低层层状

云高度在 4 km 附近, 云层厚度约为 1 km, 且整个观测过程中云层宏观(高度、厚度)特征相对稳定; 高层层状云高度在 7.0~8.5 km 之间变化; 在 18:00—23:00 的观测时间段内, 两层云之间存在连接云层。为探究云层中的粒子形状信息, 利用垂直和平行通道的回波信息求取粒子的退偏比 δ 信息, 得到如图 3 所示的粒子形态随时间的变化过程。

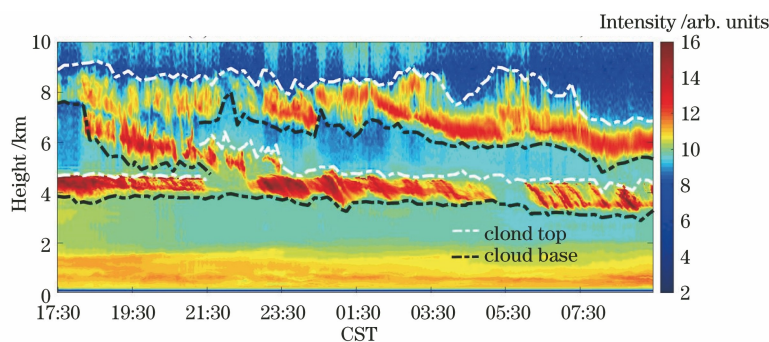


图 2 偏振激光雷达探测到的云层回波信号变化图

Fig. 2 Variation of cloud echo signal detected by depolarization lidar

由图 3 中粒子的退偏比信息可知, 低层云的退偏比约为 0.1 且在观测过程中其大小相对稳定。在 2021-01-09T17:30—2021-01-10T01:30 时间段内高层云粒子的退偏比在 0.3~0.5 范围内波动, 随着观测时间的推移, 云层粒子的退偏比逐渐增大, 表明粒

子的非球形度在增加。两层云之间连接云层的退偏比变化信息更加丰富, 在垂直高度上出现退偏比从大到小再增大的现象。利用前述的退偏比经验阈值对 2021-01-09T19:30 的云层相态进行识别与判断, 相识别结果如图 4 所示。

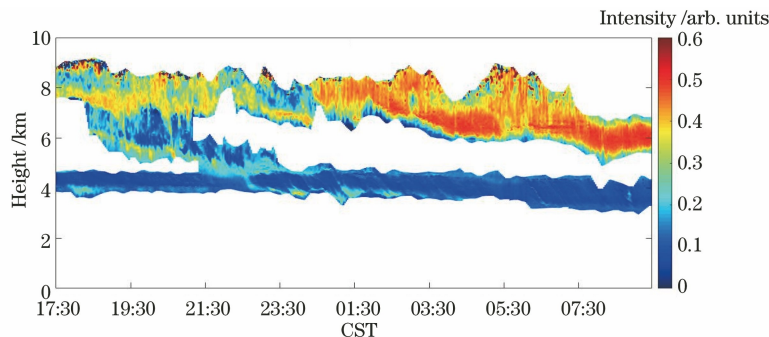


图 3 云层粒子退偏比变化图

Fig. 3 Variation of particle depolarization ratio in cloud

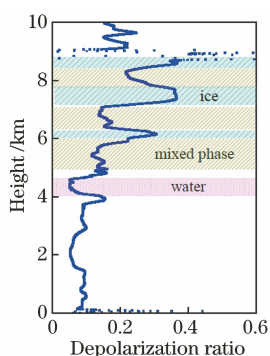


图 4 相态判别(19:30)

Fig. 4 Phase identification (19:30)

由图 4 可知,2021-01-09T19:30 的云层相态在垂直高度上被粗略地划分三种:退偏比小于 0.05 的云层被划分为水云;退偏比大于 0.30 的云层相态

是冰云;退偏比在 0.05~0.30 范围内的云层相态是混合相态。三种相态在垂直高度上交替出现。在当天的观测过程中,地表温度约为 $-2\text{ }^{\circ}\text{C}$,按照温度与高度之间的转换关系,4 km 处的低层云温度约为 $-25\text{ }^{\circ}\text{C}$,可见只利用粒子退偏比的大小会将 4 km 处的低层云识别为水云,这存在一定的误判。为弥补仅利用粒子退偏比识别云相态的不足,需要考虑粒子温度对云相态的影响。通过反演当天同时段的微波辐射计数据得到大气的温度变化过程,如图 5 所示。从图 5 中可知:低层云的云顶温度约为 $-18\text{ }^{\circ}\text{C}$,云顶温度约为 $-20\text{ }^{\circ}\text{C}$;高层云的云顶温度约为 $-45\text{ }^{\circ}\text{C}$,云顶温度在 $-38\sim-20\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间变化;两层云之间的连接云层的温度在 $-40\sim-20\text{ }^{\circ}\text{C}$ 之间变化。

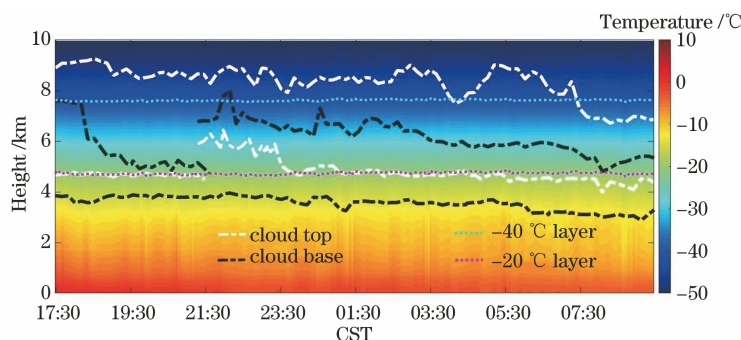


图 5 云层中粒子温度变化图

Fig. 5 Variation of particle temperature in cloud

以 2021-01-09T19:30 时刻云层粒子的温度信息和退偏比信息作为基于聚类思想建立的二维云相态识别网络的输入特征量,温度信息和退偏比信息分别如图 6(a)和图 6(b)所示。基于其轮廓系数 s 可知,当 $K=4$ 时,聚类是合理可靠的。通过聚类网络的迭代计算得到的识别结果如图 6(b)所示:低层云 [$T \in (-21\text{ }^{\circ}\text{C}, -18\text{ }^{\circ}\text{C}), \delta \approx 0.05$] 为过冷水;高

层云 [$T \in (-45\text{ }^{\circ}\text{C}, -38\text{ }^{\circ}\text{C}), \delta \in (0.30, 0.35)$] 为冰云;两层云中间的连接云层的混合相态主要以冰点主导和水点主导,相比图 4 中识别的信息更加细致和清晰。

按照上述对 19:30 时刻的云层相态识别的方式,将 2021-01-09T17:30—2021-01-10T07:30 期间观测到的云层粒子温度和退偏比信息输入到二维聚

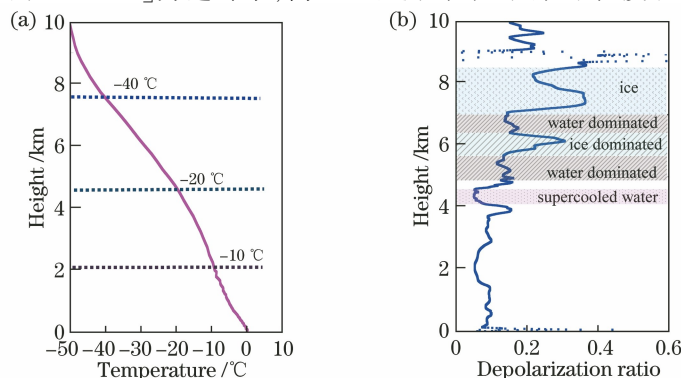


图 6 基于温度和退偏比识别得到的云相态识别的结果(19:30)。(a)温度;(b)退偏比

Fig. 6 Results of cloud phase identification based on temperature and depolarization ratio recognition (19:30).

(a) Temperature;(b) depolarization ratio

类云相态识别网络中,通过识别网络的学习对整个观测过程进行云相态识别,结果如图 7 所示。

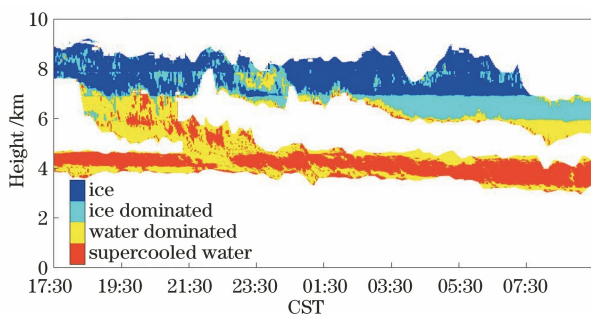


图 7 利用温度和退偏比作为特征量的云相态识别结果 (2021 年 1 月 9—10 日)

Fig. 7 Cloud phase identification results using temperature and depolarization ratio as characteristic quantities (January 9 to 10, 2021)

从图 7 中的云相态识别结果可知,低层云的底部和顶部粒子主要是以水占主导相态存在的,云层中间主要是过冷水。两层云之间连接云层的相态在垂直高度上主要以水占主导、过冷水、水占主导、冰占主导、冰的形式发生相态转换。高层云在 17:30—23:30 期间主要以冰相为主,云层中裹杂着混合相(冰占主导和水占主导),随着观测时间的推进,23:30—07:30 期间云层在垂直方向上出现相态的转换(水占主导、冰占主导、冰),但在该过程中,云相态转换时出现了明显的分层现象,从而淹没了云粒子退偏比(图 3 中 23:30—07:30 期间图示)在垂

直高度上变化的细节信息。造成该现象的原因可能是该区域的温度变化梯度大于退偏比变化梯度,使得粒子退偏比信息的变化被淹没,从而引起相态转换过程中出现明显分层的现象。因此,仅利用粒子温度和退偏比信息构建的二维聚类相态识别网络虽能对云相态进行识别,但在云相态相互转化的细节方面存在一定的局限性。

5.2 激光雷达、毫米波雷达和微波辐射计的协同观测与分析

观测条件为 2021 年 6 月 8 日阴天(最高温度为 35 °C,最低温度为 23 °C),2021 年 6 月 8 日阴天(最高温度为 28 °C,最低温度为 23 °C,凌晨 4:30 出现降雨)。在 2021-06-08T18:00—2021-06-09T04:00 期间,偏振激光雷达、微波辐射计、毫米波雷达三台设备进行了联合观测,图 8 为反演联合观测的结果。图 8(a)为偏振激光雷达 532 nm 平行通道探测到的 RSCS 随时间的变化过程。由反演结果可知,单层云的几何厚度约为 2 km,且随探测时间的推移,云层高度从 8 km 开始下降,在 2021-06-09T02:00 降低到 3.8 km,2021-06-09T02:00—04:00 云底高度保持在 4.2~4.4 km 范围内。基于微波辐射计的数据反演得到如图 8(b)所示的大气温度时空变化过程,可知观测过程中云层温度主要在 -20~0 °C 之间,2021-06-09T02:00 云底高度最低点处的温度约为 6 °C。通过反演偏振激光雷达的偏振信息,获取云层中的粒子退偏比信息,如图 8(c)所

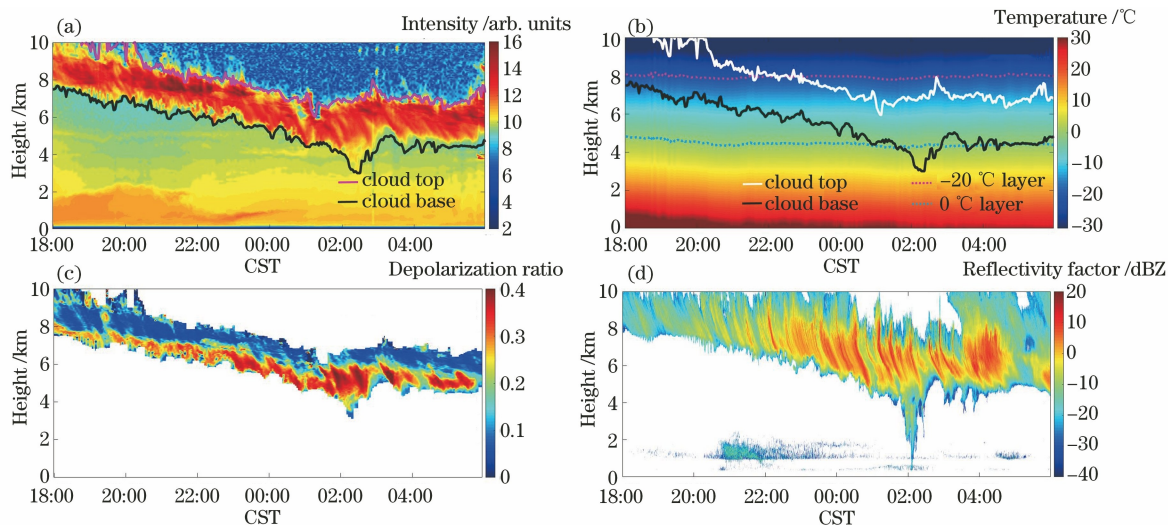


图 8 2021 年 6 月 8—9 日联合观测结果。(a)偏振激光雷达 532 nm 的回波信号;(b)微波辐射计反演的大气温度;(c)云层粒子的退偏比;(d)毫米波雷达反演的回波反射率因子

Fig. 8 Joint observation results on June 8-9, 2021. (a) 532 nm echo signal of polarization lidar; (b) atmospheric temperature retrieved by microwave radiometer; (c) depolarization ratio of cloud particles; (d) echo reflectivity factor retrieved by millimeter wave radar

示,云层底部的退偏比值在 0.28~0.40 之间,云层顶部退偏比的值明显小于云层底部,单从退偏比值来看,可认为云层底部粒子非球性度大于云层顶部。

图 8(d)为毫米波雷达云层粒子反射率因子 Z 随时间的变化过程,在 18:00—20:00 期间云层中的回波反射率因子在 -20 dBZ~ -10 dBZ 范围内变化。随着观测的进行,云层中间粒子的回波反射率因子 Z 有所增大,21:00 到次日 04:00 其值在 5 dBZ~ 10 dBZ 范围内变化。在整个观测过程中,云层底部和中部粒子的回波反射率因子略大于云层顶部粒子,表明伴随着观测的进行,云层中粒子尺寸发生着由小到大的转换,且在垂直高度上云层底部的反射率因子大于云顶。

通过对比分析偏振激光雷达[图 8(a)]和毫米波雷达[图 8(d)]探测的云层宏观参数(云底和云顶)可知,在该次联合观测过程中,与偏振激光雷达相比,毫米雷达的穿透能力更强,探测到的云顶高度高于偏振激光雷达的探测结果,但两者探测到的云底高度近似一致(相关性为 0.9256)。因此,在聚类识别算法中,为保证云层宏观(云底和

云顶高度)信息的一致性,以激光雷达探测的云底为标准。

按照 5.1 节的处理方式,将云层中的温度和退偏比信息输入二维聚类识别网络中,对云层相态的判别结果如图 9 所示。在 18:00—00:00 观测时间内,云层顶部退偏比较小的区域为过冷水,云层底部退偏比较大的区域为冰占主导的相态。随着观测时间的推移,处在云层顶部的过冷水逐渐转换为水占主导的相态,云层底部经历冰占主导、水占主导、暖云滴的相态转化。结合实际的天气变化过程可知,云层为降雨云层,云中有大量的粒子碰并下沉到云层底部,这时水滴粒子在重力作用下不再是球形,而是椭球形,因此底层粒子的退偏比较大。基于温度和退偏比得到的云层相态的识别结果基本符合当天的天气变化和云相态识别原理,但 00:00—04:00 期间云层在垂直高度上的相态转化出现与 5.1 节 2021 年 1 月 9 日 23:30 到 2021 年 1 月 10 日 07:30 期间内类似的明显分层现象,这会造成相态转换过程的细节信息丢失。因此,仅利用温度和退偏比进行云相态识别的结果无法详细表征不同相态之间转换过程的细节信息。

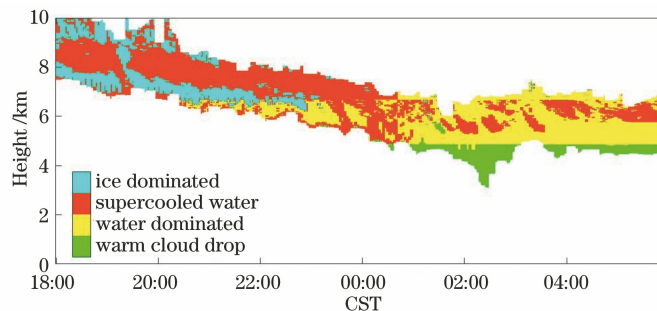


图 9 利用温度和退偏比作为特征量的云相态识别结果(2021 年 6 月 8—9 日)

Fig. 9 Cloud phase identification results using temperature and depolarization ratio as characteristic quantities (June 8 to 9, 2021)

为弥补二维聚类识别算法淹没云相态相互转化细节信息的缺陷,在其基础上建立三维聚类识别算法。以 2021-06-09T22:00 时刻云层中的温度、反射率因子和退偏比作为三维聚类识别网络的输入特征参量对云相态进行识别,此时的温度、反射率因子和退偏比如图 10(a)~(c)所示。按照 5.2 节的方法确定当 $K=2$ 时, s 均为正数且大于 0.8。通过聚类网络的迭代计算,识别结果如图 10(c)所示。由云层底部的温度 $T \in (-13^\circ\text{C}, -9^\circ\text{C})$ 、反射率因子 $Z \in (-20$ dBZ, -10 dBZ) 和退偏比 $\delta \in (0.15, 0.18)$ 可知,粒子退偏比和尺寸较小,被判定为过冷水是合理的。云层中部处 $T \in (-17^\circ\text{C}, -13^\circ\text{C})$ 、

$Z \in (-10$ dBZ, -3 dBZ)、 $\delta \in (0.15, 0.23)$,粒子退偏比和尺寸较大,判定为冰占主导相态。云层顶部处 $T \in (-22^\circ\text{C}, -10^\circ\text{C})$ 、 $\delta \in (0.03, 0.07)$ 、 $Z \in (-8$ dBZ, -3 dBZ),与云层底部相态一致,被识别为过冷水。由图 10(b)中粒子的回波反射率 $Z \in (-10$ dBZ, 3 dBZ)可知,云层底部存在尺寸较大的粒子,结合当日天气变化,云层高度降低,云底温度相对上升,上升气流无法拖住粒子的碰并下沉,此时粒子尺寸增大,在重力的作用下粒子以椭球形的形态沉积在云层的底部。

按照 2021-06-09T22:00 时刻的云层相态识别方式,将 2021-06-08T18:00—2021-06-09T04:00 观

测时间段内的粒子退偏比、温度和回波反射率信息作为三维云相态识别网络的特征输入参量,用 s 确

定 $K=4$ 符合簇划分要求。通过识别网络的学习得到的整个观测过程的相态识别结果如图 11 所示。

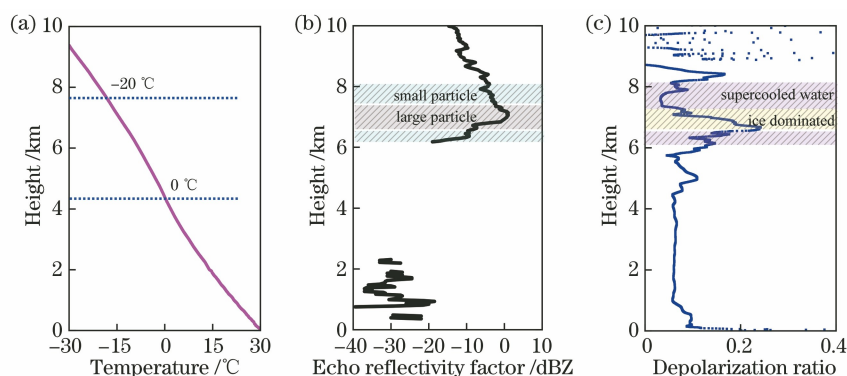


图 10 利用温度、回波反射率因子和退偏比作为特征量时云相态识别结果(22:00)。

(a)温度;(b)回波反射率因子;(c)退偏比

Fig. 10 Cloud phase recognition results by using temperature, echo reflectivity factor, and depolarization ratio as characteristic quantities (22:00). (a) Temperature; (b) echo reflectivity factor; (c) depolarization ratio

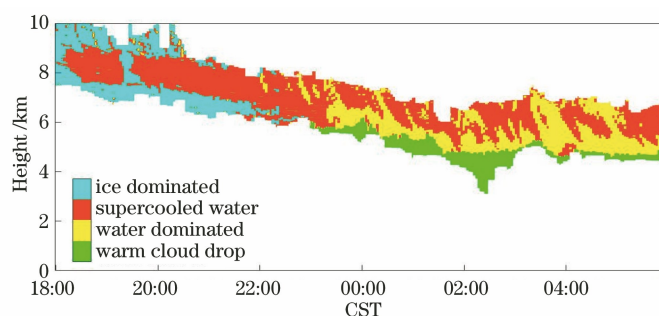


图 11 利用退偏比、温度和回波反射率因子作为特征量的云相态识别结果

Fig. 11 Cloud phase identification results using depolarization ratio, temperature, and echo reflectivity factor as characteristic quantities

从图 11 的三维聚类云相态识别结果可知:云层底部粒子相态以冰占主导、过冷水、水占主导、暖云滴为主;云层底部主要以过冷水和水占主导相态为主,且随着云层高度的降低两相态之间发生转换。三维聚类识别结果与二维聚类识别结果(图 9)整体一致,但三维聚类识别算法弥补了二维聚类识别相态转化过程中细节信息丢失的不足,更能详细地体现云相态随时空变化而变化的过程。因此,输入多个能表征云粒子属性的特征量有助于云层相态的精细识别。

6 结 论

利用多源主被动遥感联合观测的手段,通过反演粒子的退偏比、温度和回波反射因子,基于云相态识别原理建立了云相态聚类识别算法。利用微波辐射计反演的温度和偏振激光雷达的退偏比信息作为二维聚类云相态识别的输入特征量,2021 年 1 月 9—10 日的两层云相态识别结果符合当天的天气变

化特性。二维聚类云相态算法可避免基于经验单一阈值识别过程中造成的相态模糊问题。在二维聚类云相态识别算法的基础上建立了三维聚类识别算法,将 2021 年 6 月 8—9 日云层粒子的退偏比、温度和回波反射率因子作为相态识别网络的输入特征参量。通过比较二维与三维聚类云相态识别算法的识别结果可知,二维和三维度聚类云相态算法均能对云相态进行识别,但三维聚类云相态算法能更加详细地凸显云层中相态转化的过程细节信息。虽然输入多维特征参量有利于云相态的精细识别,但算法计算的时间也会随之增加。

参 考 文 献

- [1] 汪方,丁一汇. 气候模式中云辐射反馈过程机理的评述[J]. 地球科学进展, 2005, 20(2): 207-215.
Wang F, Ding Y H. An evaluation of cloud radiative feedback mechanisms in climate models [J]. Advances in Earth Science, 2005, 20(2): 207-215.

- [2] 段婧, 毛节泰. 气溶胶与云相互作用的研究进展[J]. 地球科学进展, 2008, 23(3): 252-261.
Duan J, Mao J T. Progress in researches on interaction between aerosol and cloud[J]. *Advances in Earth Science*, 2008, 23(3): 252-261.
- [3] 仲凌志. 毫米波测云雷达系统的定标和探测能力分析及其在反演云微物理参数中的初步研究[D]. 北京: 中国气象科学研究院, 2009.
Zhong L Z. Calibration and capability analysis of China new generation of cloud radar-HMBQ and its preliminary application in retrieving cloud microphysics parameters [D]. Beijing: Chinese Academy of Meteorological Sciences, 2009.
- [4] Riedi J, Marchant B, Platnick S, et al. Cloud thermodynamic phase inferred from merged POLDER and MODIS data [J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2010, 10(23): 11851-11865.
- [5] 王洪芳, 刘健文, 纪飞, 等. 飞机积冰业务预报技术研究[J]. 气象科技, 2003, 31(3): 140-146.
Wang H F, Liu J W, Ji F, et al. Operational forecast technique of aircraft icing[J]. *Meteorological Science and Technology*, 2003, 31(3): 140-146.
- [6] 吴诚. 地基激光雷达和无线电探空仪对气溶胶/液水层中冰晶形成的研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017.
Wu C. Study of local ice formation in humid aerosol/liquid water layer with ground-based lidars and radiosondes[D]. Wuhan: Wuhan University, 2017.
- [7] 赵一鸣, 江月松, 张绪国, 等. 利用 CALIPSO 卫星数据对大气气溶胶的去偏振度特性分析研究[J]. 光学学报, 2009, 29(11): 2943-2951.
Zhao Y M, Jiang Y S, Zhang X G, et al. Research on the depolarization ratio characteristic of the aerosol in the atmosphere with the CALIPSO satellite data [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(11): 2943-2951.
- [8] 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.
- [9] 程周杰, 王洪芳, 白洁. 云微物理参数的地基探测反演研究综述[J]. 气象科技, 2007, 35(1): 9-14.
Cheng Z J, Wang H F, Bai J. Review on ground-based sounding and retrieving of cloud microphysical parameters [J]. *Meteorological Science and Technology*, 2007, 35(1): 9-14.
- [10] Fleishauer R P, Larson V E, Vonder Haar T H. Observed microphysical structure of midlevel, mixed-phase clouds [J]. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 2002, 59(11): 1779-1804.
- [11] Platt C M R. Lidar observation of a mixed-phase altostratus cloud [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1977, 16(4): 339-345.
- [12] Platt C M R, Abshire N L, McNice G T. Some microphysical properties of an ice cloud from lidar observation of horizontally oriented crystals [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1978, 17(8): 1220-1224.
- [13] Sassen K, Petrilla R L. Lidar depolarization from multiple scattering in marine stratus clouds [J]. *Applied Optics*, 1986, 25(9): 1450-1459.
- [14] Hu Y X. Depolarization ratio-effective lidar ratio relation: theoretical basis for space lidar cloud phase discrimination. *Geophysical Research Letters*, 2007, 34(11): 224-238.
- [15] 路小梅, 江月松. 偏振激光雷达探测的北京地区云的统计特性分析[J]. 地球物理学报, 2011, 54(10): 2487-2494.
Lu X M, Jiang Y S. Statistical properties of clouds over Beijing derived from CALIPSO lidar measurements [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2011, 54(10): 2487-2494.
- [16] 韦凯华, 黄兴友, 管理, 等. 毫米波云雷达与地基微波辐射计联合反演云微物理参数[J]. 科学技术与工程, 2015, 15(24): 8-17.
Wei K H, Huang X Y, Guan L, et al. Experiment of retrieving cloud micro-physics parameters by combining millimeter-wave cloud radar and ground-based microwave radiometer [J]. *Science Technology and Engineering*, 2015, 15(24): 8-17.
- [17] Shupe M D. A ground-based multisensor cloud phase classifier [J]. *Geophysical Research Letters*, 2007, 34(22): L22809.
- [18] 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.
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.
- [19] Boer G D, 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.
- [20] 郑佳锋. Ka 波段—多模式毫米波雷达功率谱数据处理方法及云内大气垂直速度反演研究[D]. 北京: 中国气象科学研究院, 2016.
Zheng J F. Doppler spectral data processing methods of Ka-band multi-mode mm-wave radar and air vertical speed retrieval in clouds [D]. Beijing: Chinese Academy of Meteorological Sciences, 2016.

- [21] Liu B, Wang Z E. Improved calibration method for depolarization lidar measurement [J]. *Optics Express*, 2013, 21(12): 14583-14590.
- [22] Schotland R M, Sassen K, Stone R. Observations by lidar of linear depolarization ratios for hydrometeors [J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1971, 10(5): 1011-1017.
- [23] 梁晓芳, 麻金继. 基于 CALIPSO 数据反演云相态的方法研究[J]. *大气与环境光学学报*, 2012, 7(3): 203-207.
Liang X F, Ma J J. Cloud phase discrimination algorithm based on CALIPSO data [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2012, 7(3): 203-207.
- [24] 余胜威. AMTLAB 优化算案例分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2018: 465-498.
Yu S W. AMTLAB optimization case analysis and application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2018: 465-498.
- [25] 丁红波, 王珍珠, 刘东. 激光雷达信号去噪方法的对比研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(24): 2401001.
Ding H B, Wang Z Z, Liu D. Comparison of denoising methods of LiDAR signal [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(24): 2401001.
- [26] 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.
Zhang T H. Research on retrieval of temperature and humidity profile based on ground-based microwave radiometer data[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2020.
- [27] 贾文涛, 贺文俊, 吴凌昊, 等. 偏振激光雷达中望远系统的偏振像差校正[J]. *光学学报*, 2022, 42(2): 0226002.
Jia W T, He W J, Wu L H, et al. Polarization aberration correction for telescopic system in polarization lidar [J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(2): 0226002.