

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417601

基于自适应可能性 C 均值的云相态识别方法^{*}

周颖¹ 李晨² 李红旭²

(1.南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044;2.无锡学院江苏省通感融合光子器件及系统集成工程研究中心 无锡 214105)

摘要: 云相态不仅是气象学和气候学研究的重要参量,也是云参数反演的关键要素,准确识别云相态对天气监测和预报至关重要。传统的云相态识别方法多依赖阈值设定,主观性强且可靠性不高。为此,本研究提出了一种基于半监督的自适应可能性 C 均值算法,该算法通过半监督学习并结合自适应特征加权机制和正则化技术,增强了多维数据处理能力和分类的稳健性。通过对拉曼激光雷达和毫米波云雷达数据的应用,该方法能够实现对冰云、水占主体的混合云、冰占主体的混合云及过冷水云的精确分类。与算法改进前相比,分类准确率从 0.699 提升到 0.967,显著提高了云相态分类的准确性。

关键词: 云相态;可能性 C 均值算法;拉曼激光雷达;毫米波云雷达

中图分类号: TP413; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4099

Cloud phase recognition method based on adaptive possibility C-means

Zhou Ying¹ Li Chen² Li Hongxu²

(1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Engineering Research Center for Sensor Fusion Photonic Devices and System Integration, Wuxi University, Wuxi 214105, China)

Abstract: Cloud phase is not only an important parameter in meteorological and climatological research but also a key element in cloud parameter inversion. Accurate identification of cloud phase is crucial for weather monitoring and forecasting. Traditional cloud phase recognition methods often rely on threshold setting, which is highly subjective and not very reliable. Therefore, this paper proposes a semi-supervised adaptive possibility C-means algorithm that enhances the processing capability of multi-dimensional data and the robustness of classification through semi-supervised learning combined with an adaptive feature weighting mechanism and regularization techniques. By applying this method to Raman lidar and millimeter-wave cloud radar data, it is possible to accurately classify ice clouds, water-dominated mixed clouds, ice-dominated mixed clouds, and supercooled water clouds. Compared with the algorithm before improvement, the classification accuracy has been significantly increased from 0.699 to 0.967, greatly improving the accuracy of cloud phase classification.

Keywords: cloud phase; possibilistic C-means algorithm; Raman lidar; millimeter-wave cloud radar

0 引言

地球上约有 67% 的区域被云覆盖^[1]。云层在地球-大气系统中的能量平衡和辐射传输过程中扮演着关键角色,它们通过反射、吸收和散射太阳辐射与地球长波辐射,显著影响天气系统和气候模式的动态变化^[2]。云相态及其粒子大小分布是理解云微物理和动力学过程的关键,对提高气

象和气候模型的预测精度具有重要作用。Bjordal 等^[3]指出,液态和冻结云粒子的辐射特性显著不同,含有过冷液态水的云通常具有更大的光学厚度,能够反射更多的太阳辐射,进而影响天气系统的演变。Tan 等^[4]和 Zelinka 等^[5]强调,在云微物理参数化方案中准确表示云相态对于云和地球辐射预算的精确预测至关重要。

传统的云相态识别方法大多依赖于设定固定阈值。例

收稿日期:2024-12-10

* 基金项目:江苏省基础研究计划重点项目(BK20243021)、江苏省产学研合作项目(BY20230745)、江苏省高等学校基础科学面上项目(22KJB510043)、无锡市科技创新创业资金“太湖之光”科技攻关计划(K20241049)、无锡学院引进人才科研启动专项经费(550222001, 550221028, 550223012)项目资助

如,Shupe^[6]通过对北极云层的地基雷达和激光雷达观测数据设立阈值,以识别不同的云相态。Ceccaldi 等^[7]及 Kikuchi 等^[8]将这种方法应用于 CloudSat 和 CALIPSO 卫星的数据分析中。然而,由于不同相态的云粒子在观测数据中常常表现出重叠,固定阈值法容易受到主观性和环境条件的影响,导致误分类现象增多。此外,云相态分类标准容易受到环境、探测方法、数据误差的影响,无法获得一个长期且可靠的分类标准,因此如何实现云相态的准确和自动化识别成为了云微物理特性研究的重点。近年来,国内外学者在云检测识别与分类方面进行了很多卓有成效的探索。Roberto 等^[9]使用支持向量机对双偏振雷达观测中的粒子进行分类,并用模糊逻辑算法的分类结果进行训练和评估。Garcia 等^[10]和 Sokol 等^[11]集成多普勒速度测量的粒子下落速度阈值到决策树水成物分类算法中,实现了水成物的分类。因为不同颗粒类型的遥感观测结果存在重叠,固定阈值也会导致颗粒类型的误分类。Romatschke 等^[12]提出了一种基于模糊逻辑的云和降水粒子识别算法,该方法在分类粒子的相态和尺寸方面表现良好,但其相态分类的验证主要依赖于特定的数据集,混合相态区域的分类精度有待提升。Li 等^[13]提出了基于深度学习的云相态分类算法,在云相态识别和多层次云检测方面表现优异,但难以处理复杂云层和混合相态云。Shang 等^[14]提出了结合阈值测试和极端随机树的混合算法,提升了全天候云检测的准确性,但在日夜交替时的云检测一致性上仍需进一步优化。Wang 等^[15]提出了基于 FY-4A 卫星红外波段的多层次云检测算法,冰云覆盖水云的识别能力显著提升,但在处理光学厚度极端的云层时仍存在误报率较高的问题。Guo 等^[16]提出了一种基于机器学习的静止辐射成像仪云分类模型,显著提升了云的检测与分类精度,但在多层次云和光学厚度较低的云层识别上仍有改进空间。

无论是星载主、被动测量,还是地基遥感探测,在云相态分类时,仍存在阈值法的主观性强、机器学习方法的精度不足、深度学习方法的算法复杂度等问题。为此,本文基于拉曼激光雷达和毫米波云雷达探测数据,提出了一种结合自适应特征加权、正则化技术和半监督学习的可能性 C 均值算法(possibilistic C-means, PCM),实现云相态的精细分类。自适应加权动态调整多维数据权重,显著提升了聚类性能与精度,尤其在应对数据多样性和复杂性方面表现优异;正则化技术通过惩罚项调控权重分布,有效防止过拟合并增强算法的鲁棒性;半监督学习利用部分标注数据指导聚类,减少了对标注数据的依赖,提高了模型在复杂场景中的适应性与准确性。

1 探测设备及其原理

1.1 数据来源

本研究使用的数据来源于美国能源部科学办公室资助的大气辐射测量计划(atmospheric radiation measurement,

ARM)南部大平原(southern great plains, SGP)站点提供的云增值产品(value-added product, VAP)。该站点的中央设施仪器包括毫米波云雷达、微脉冲激光雷达、拉曼激光雷达及无线电探空仪等在内的多种观测设备,为本研究提供了详细的云层时空分布及相关气象数据。

1.2 云相态探测和识别原理

云相态探测是通过分析云中粒子的物理和化学性质来确定云的相态,主要依赖于多种观测设备,包括地基、机载和卫星遥感技术^[17]。在云相态研究中根据云层的温度、散射特性的不同一般将云层分为水云、混合云、冰云、过冷水等相态^[18]。本文采用拉曼激光雷达和毫米波云雷达两种地基遥感数据进行云相态识别。

拉曼激光雷达通过发射激光脉冲并接收大气分子拉曼散射产生的回波信号,测量水汽和氮气拉曼信号,推断云中水汽的分布和含量,进而推断云的相态。该能提供高分辨率的大气温度(temperature, T)信息,这对于区分水云和冰云具有重要作用。

毫米波云雷达是一种主动遥感探测设备,利用云粒子对毫米波的散射特性来反演云的宏观和微观结构。该雷达能够提供回波反射率因子(reflectivity, RE)、径向速度(radial velocity, RV)和谱宽(spectrum width, SW)等重要参数,帮助分析云的微物理性质。

因此,本研究基于拉曼激光雷达的温度(T)数据,以及毫米波云雷达的回波反射率因子(RE)、径向速度(RV)和谱宽(SW),结合改进的 PCM 算法,进行云相态分类。不同云相态在这 4 个变量上的表现差异为模型提供了丰富的特征信息,有助于提高分类精度和准确度。

2 改进的算法模型

聚类算法是一种无监督的分类方法,聚类的目的就是将数据对象分成多个类或簇^[19]。自从 Zadeh 引入模糊集的概念并允许数据点对所有簇具有隶属度函数以来,模糊聚类算法已被广泛应用于工程和其他科学领域^[20]。模糊 C 均值(fuzzy C-means, FCM)算法是基于划分的一种典型聚类算法,每个像素对应所有类别均有一定的隶属度,取值在 0~1,值越接近于 1,像素的属性越相似^[21]。然而 FCM 算法对噪声较为敏感,可能导致聚类结果不稳健。为解决这一问题,Krishnapuram 和 Keller 提出了 PCM 算法^[22],该算法通过去除隶属度约束,能够在存在异常值的情况下保持较好的分类稳健性。

PCM 算法在处理噪声数据和复杂数据分布时存在一定的局限性,例如对噪声较为敏感、参数选择复杂以及对初始化条件依赖性强等问题。为解决这些问题,Yu 等^[23]提出了截集式可能性 C-均值(cutset-type possibilistic C-means, C-PCM)聚类算法。C-PCM 通过引入截集门限机制,修改样本的典型值,并引入类间关系,有效减轻了聚类中心重合的问题。然而,C-PCM 在处理小目标数据时仍可

能出现聚类中心偏移或部分中心重合的问题,且对输入参数(如截集门限和惩罚因子)的依赖性较强。在此基础上,范九伦等^[24]结合半监督学习思想,提出了半监督截集式可能性 C-均值(semi-supervised cutset-type possibilistic C-means, SS-C-PCM)聚类算法。该算法通过半监督学习与截集机制相结合,提升了聚类性能,但依然面临对标注数据依赖较高、参数敏感性强、计算复杂度高,以及在噪声干扰和复杂数据分布情况下表现不佳等问题。此外,SS-C-PCM 在多维数据和复杂分布场景中的适应性仍有限。

为了克服 PCM 及其改进算法在噪声处理、特征权重分配和多维数据融合方面的不足,本文提出了基于半监督学习的自适应可能性 C-均值(semi-supervised adaptive possibilistic C-means, SS-APCM)聚类算法。SS-APCM 通过引入自适应特征加权机制、正则化技术和半监督学习机制,显著提升了算法在处理复杂、多维数据时的效率和稳定性。具体而言,自适应加权机制能够根据数据特性自动调整各特征的权重,有效融合来自不同数据源的信息,避免单一特征对聚类过程的过度影响,从而提升聚类性能。正则化技术通过惩罚项调控权重分布,确保特征权重的调整更加稳定,使得算法在处理复杂数据集时能保持较好的收敛性和泛化能力,并减少噪声干扰,提高模型的稳定性。此外,通过引入少量标注数据,半监督学习机制能在样本不平衡的情况下,通过已知标签指导未标注数据的聚类过程,从而提高聚类精度并减少对全数据集标注的需求,最终提升计算效率。算法流程如图 1 所示。

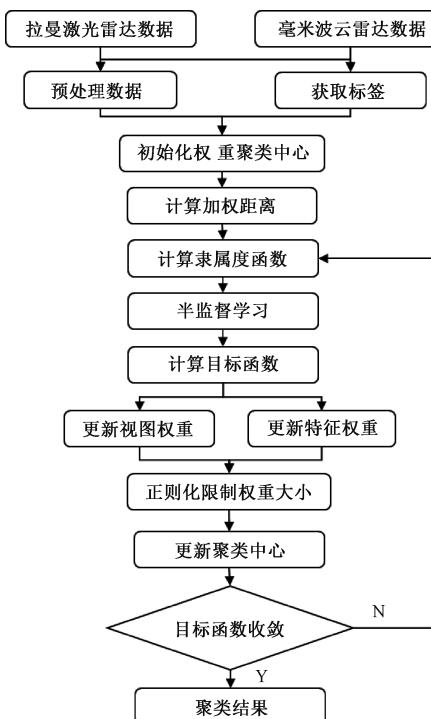


图 1 SS-APCM 算法流程

Fig. 1 Algorithm flowchart of SS-APCM

具体步骤如下:

1) 数据预处理。首先,对拉曼激光雷达和毫米波云雷达的输入数据进行标准化处理,以消除由于不同量级引起的偏差,确保各类数据在相同尺度上进行比较和分析。标准化处理后,进行时空匹配,将拉曼激光雷达和毫米波云雷达的观测数据与已标注的云相态数据进行匹配,形成标签,以便后续的半监督学习。

2) 在聚类算法初始化阶段。基于云相态的类别及实验数据特性选择聚类数量 K 。在本研究中,选择了 4 个聚类中心,分别对应冰云、水占主体混合云、冰占主体混合云和过冷水云。模糊指数 m 取值在 [1.5, 2.5] 范围内。较高的模糊指数能使数据点在多个聚类中具有较均匀的隶属度,但可能降低聚类的分离性。因此,通过实验调优以找到最佳的 m 值。

3) 计算加权距离。为了量化数据点与聚类中心之间的相似性,定义了加权距离 d_{ik} :

$$d_{ik} = \sum_{v=1}^V \beta_v^2 \sum_{j=1}^{d_v} \gamma_{v,j} (x_{i,v,j} - c_{k,v,j})^2 \quad (1)$$

式中: V 为维度数量; β_v 是视图 v 的权重,反映该视图在聚类过程中的相对重要性; $\gamma_{v,j}$ 为视图 v 中第 j 个特征的权重,衡量该特征在聚类过程中的贡献度; $x_{i,v,j}$ 和 $c_{k,v,j}$ 分别表示数据点 i 和聚类中心 k 在视图 v 中第 j 个特征的值。

4) 计算隶属函数。隶属函数 u_{ik} 用于量化数据点 i 对聚类中心 k 的归属度:

$$u_{ik} = \left[\sum_{h=1}^K \left(\frac{d_{ih}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (2)$$

式中: K 为聚类中心数量, m 是模糊指数,该函数通过归一化每个数据点与所有聚类中心的加权距离,使得与聚类中心距离较近的数据点具有较高的隶属度。

5) 引入半监督学习。对已标注的云相态数据点施加更强的惩罚约束,调整其隶属度计算,使得这些数据点与其真实标签相符的聚类中心之间的距离尽可能缩小,从而使这些数据点对聚类过程产生更大影响,改善聚类结果的准确性。

6) 计算目标函数。目标函数如式(3)所示,是由聚类误差项和正则化项组成。前一项是传统的聚类误差项,后两项为正则化项,用于防止特征权重过大或过小,减轻噪声干扰,提高聚类过程的稳定性。

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K u_{ik}^m d_{ik} + \lambda_1 \sum_{v=1}^V \|\beta_v\|^2 + \lambda_2 \sum_{v=1}^V \sum_{j=1}^{d_v} \|\gamma_{v,j}\|^2 \quad (3)$$

7) 更新权重。根据当前隶属度和目标函数,动态调整维度权重 β_v 和特征权重 $\gamma_{v,j}$ 。两者的更新公式如式(4)和式(5)所示。式中, λ_v 和 $\lambda_{v,j}$ 分别是不同维度数据及其特征更新的正则化参数,用于控制权重的大小,防止过拟合。

$$\beta_v = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K u_{ik}^m \sum_{j=1}^{d_v} \gamma_{v,j} (x_{i,v,j} - c_{k,v,j})^2 + \lambda_v \|\beta_v\|^2 \quad (4)$$

$$\gamma_{v,j} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K u_{ik}^m \beta_v (x_{i,v,j} - c_{k,v,j})^2 + \lambda_{v,j} \| \gamma_{v,j} \|^2 \quad (5)$$

8) 目标函数收敛判断。计算目标函数的变化量,如果变化量小于预设的阈值或者达到最大迭代次数,算法停止迭代,输出最终聚类结果。如果未收敛,则返回步骤4)继续迭代。

9) 输出最终聚类结果。当算法收敛后,根据隶属度矩阵输出数据点的最终聚类标签,完成云相态的精细分类。

3 实验结果与分析

3.1 云相态特征选取

毫米波云雷达作为大气探测的重要工具,能够提供云内微物理特性的高分辨率观测数据。 RE 与粒子尺寸的六次方成正比,指示云中粒子的大小,较高值通常代表较大的冰晶或雨滴,较低值则可能反映小液滴或气溶胶。 RV 通过多普勒效应测量粒子的垂直运动速度,有助于区分降水粒子与非降水粒子。 SW 反映雷达波束内粒子运动的多样性和湍流强度,较大谱宽通常表示粒子种类多样或运动复杂。 T 直接影响水汽的相变过程,是决定云相态的重要因素。探测数据来自于拉曼激光雷达:低于 0°C 时,云中多为冰晶,高于 0°C 时则多为液态水滴。上述变量的时空分布情况如图 2~5 所示。在本研究中,选取了 RE 、 RV 、 SW 、 T 构建了多维特征空间,以输入到 SS-APCM 算法中进行云相态分类。这些变量分别反映了云中的不同物理特性,对云相态的分类识别具有重要作用^[25]。

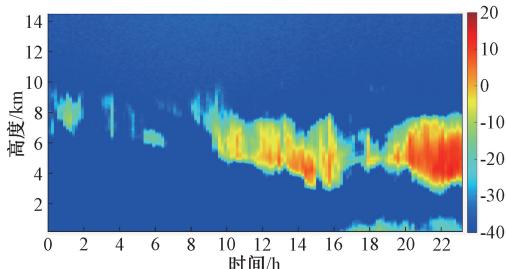


图 2 反射率因子时空分布图

Fig. 2 Spatiotemporal distribution of reflectivity

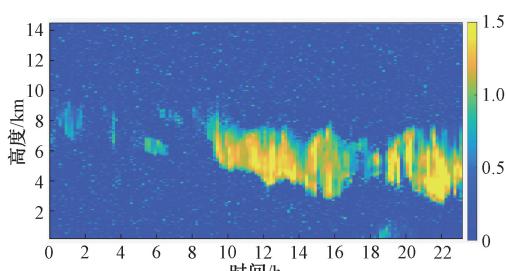


图 3 径向速度时空分布图

Fig. 3 Spatiotemporal distribution of radial velocity

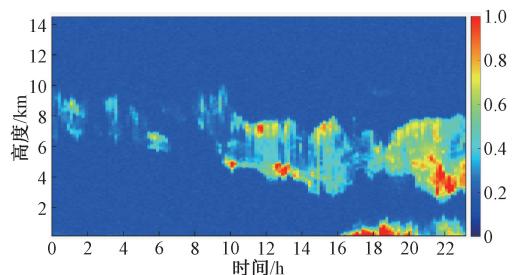


图 4 谱宽时空分布图

Fig. 4 Spatiotemporal distribution of spectrum width

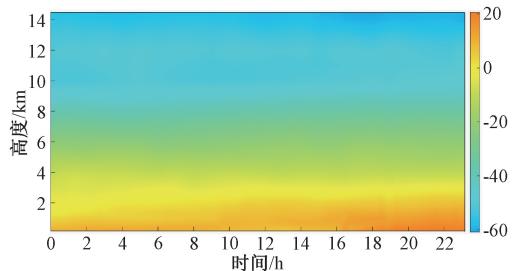


图 5 温度时空分布图

Fig. 5 Spatiotemporal distribution of temperature

3.2 云相态分布与标签构建

本文选取了 SGP 站点 2006 年 3 月 10 日 0 时~23 时,共 140 条廓线的云 VAP 数据进行分析,结果如图 6 所示。在凌晨 1 时~6 时,云层主要集中在 6 km 左右的高空,呈现出稳定的分布,这与夜间的辐射冷却效应和大气稳定性增强密切相关,导致云层保持在高空且没有显著的变化。随着地表温度的升高,早晨 7 时~下午 18 时,云层的高度逐渐下降至 4~6 km 之间,反映出强烈的对流活动和大气不稳定性。白天气温升高,地表加热导致空气上升并形成中低层云。在晚间 19 时至午夜时段,云层的高度保持在 6 km 左右,并没有进一步上升到更高的层次,云层处于稳定状态。这表明,即使在大气趋于稳定时,云层依然维持在较高的高度,而没有显著的消散或升高。午夜之后,云层逐渐消散或继续维持在高空,显示出夜间辐射冷却和大气稳定性增强的特征。整体而言,云层的高度分布与气温变化、大气稳定性密切相关,呈现出典型的日夜变化模式,反映了该地区春季常见的云层特征。

由于云相态识别领域缺乏统一分类标准,单一经验阈值法存在局限性,易导致误判或漏判。本研究采用常用的退偏比联合温度法和多源数据融合法对图 6 中的云层数据进行云相态判别。其中多源数据融合法来自本课题基于地基微脉冲激光雷达、微波辐射计和毫米波云雷达探测数据提出的云相态判别方法^[26]。图 7 展示了基于退偏比联合温度法的云相态分类结果,该方法能够较好地区分冰云和混合云。图 8 展示了基于多源数据融合法的云相态分类结果。与图 7 相比,该方法对冰云的分类准确性明显提高,尤其是能准确地识别出来过冷水云,表明多源数据融合法具

有更高的准确性,所以本研究选取多源数据融合法得到的分类结果作为半监督学习输入的标签。

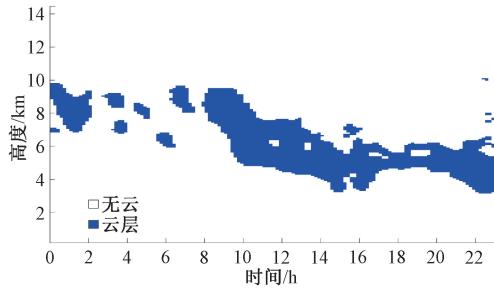


图 6 云层位置

Fig. 6 Cloud layer location

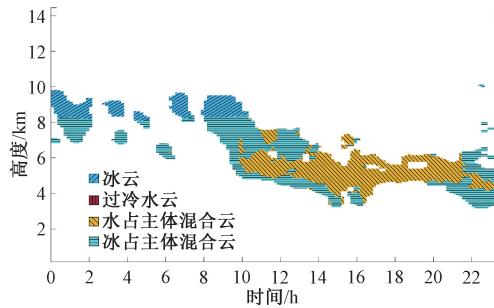


图 7 基于退偏比联合温度法的云相态分类结果

Fig. 7 Cloud phase classification results of depolarization ratio and temperature method

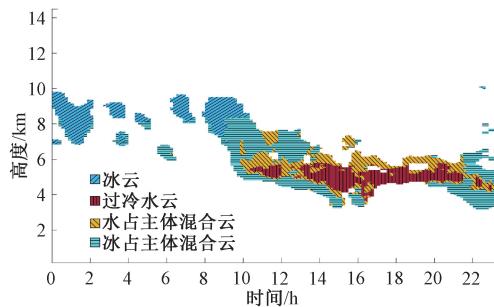


图 8 基于多源数据融合法的云相态分类结果

Fig. 8 Cloud phase classification results of Multi-source data fusion method

3.3 结果分析

为了更好地展示本文方法的优越性,设置了未改进的PCM算法、SS-C-PCM算法、APCM算法(增加了自适应特征加权机制和正则化技术)和SS-APCM算法的对比实验。图9为PCM算法的分类结果。从图8和图9的对比中,可以看到在冰云和水占主体的混合云区域出现了显著的误判,此外,过冷水云也有较多误判。这表明PCM算法在处理复杂云相态时存在局限性,尤其是在识别混合云和过冷水云时,其分类精度相对较低。

图10展示了SS-C-PCM算法分类结果。图11展示了

APCM算法分类结果。该两种算法与原始PCM算法相比,都在识别过冷水云的边界区域方面表现出了显著改进。过冷水云的识别精度有了显著提高,之前被误认为过冷水云的区域已被准确分类为混合云,同时冰云的分类准确率也有所提升。但是,SS-C-PCM算法仍存在较多的水占主体混合云的误判。这表明APCM在处理多维数据时,尤其是在识别接近过冷点的水滴时,具有更高的准确性和鲁棒性。

图12展示了SS-APCM算法的分类结果。与前面几种方法相比,SS-APCM算法仅存在少量误判,大部分云相态都被准确分类,且各个相态之间的分类轮廓更加清晰。且冰云、过冷水云和水占主体的混合云在图12中的边界更加明显,未出现交叉误判现象。此外,SS-APCM算法还成功地提高了过冷水云和冰云的识别精度。

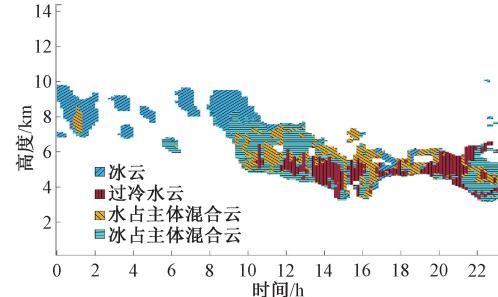


图 9 PCM 分类结果

Fig. 9 PCM algorithm classification results

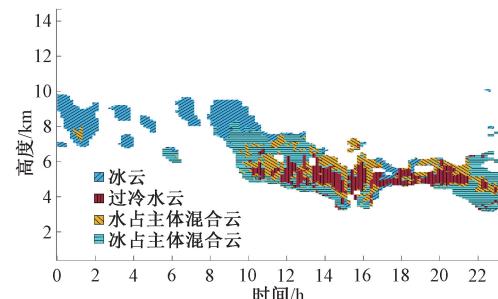


图 10 SS-C-PCM 分类结果

Fig. 10 SS-C-PCM algorithm classification results

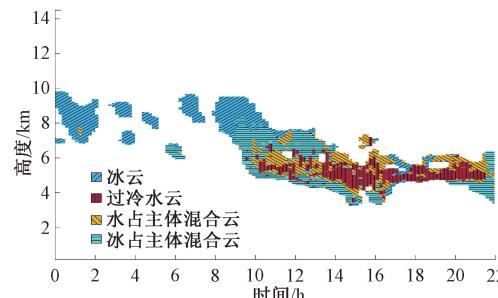


图 11 APCM 分类结果

Fig. 11 APCM algorithm classification results

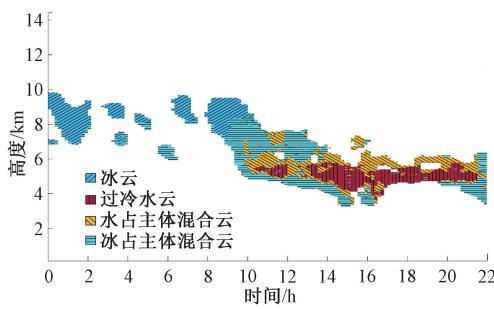


图 12 SS-APCM 分类结果

Fig. 12 SS-APCM algorithm classification results

4 种方法的统计准确率计算结果如表 1 所示,APCM 和 SS-APCM 算法相较于传统 PCM 算法和 SS-C-PCM 算法时具有显著的优势,特别是在处理多源数据和复杂云相态时,能够有效提高分类的精度和可靠性。

表 1 不同方法准确率对比

Table 1 Comparison of accuracy with different methods

| 方法 | 准确率 |
|----------|-------|
| PCM | 0.669 |
| SS-C-PCM | 0.812 |
| APCM | 0.848 |
| SS-APCM | 0.967 |

为了更加直观地展示不同算法的云相态分类结果,图 13 和 14 分别展示了选取的第 6 条和第 138 条廓线的退偏比联合温度法、多源数据融合法、PCM 和 SS-APCM 四种方法的分类结果。

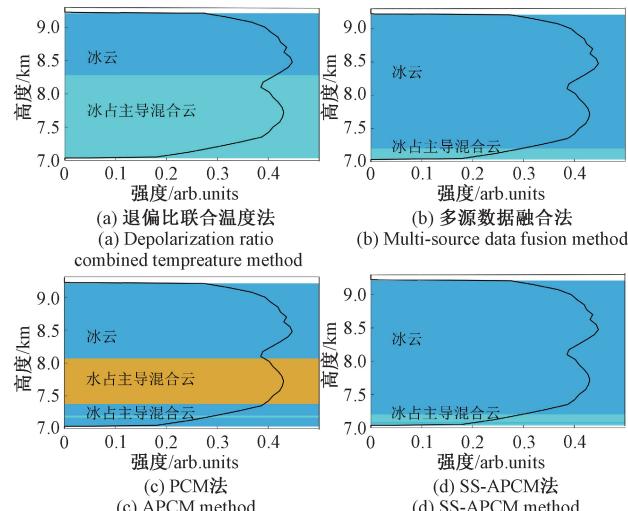


图 13 第 6 条数据的退偏比廓线和 4 种方法分类结果

Fig. 13 Depolarization ratio profile of the 6th data and cloud phase classification results of four methods

通过对比图 13(a)、(b),可以看出多源数据融合法能够更准确地识别冰云的分布,在退偏比大于 0.3 的部分都

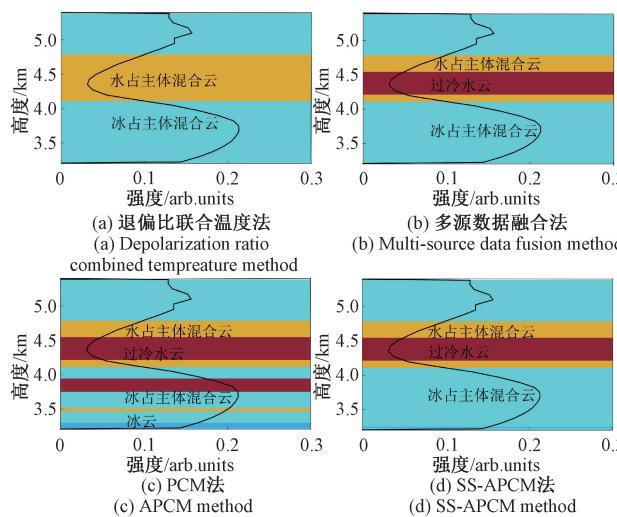


图 14 第 138 条数据的退偏比廓线和 4 种方法分类结果

Fig. 14 Depolarization ratio profile of the 138th data and cloud phase classification results of four methods

能准确识别为冰云,分类结果与实际云相态分布相符。在图 13(c)、(d)中,PCM 算法存在冰云和水占主体的混合云的误判,特别是在高层云区。而在 SS-APCM 算法的分类结果中,冰云的分类准确率得到了显著提高,且误判区域减少,说明该算法在边界识别和云相态的区分上具有较大的优势。

通过对图 14(a)、(b)可以看出,多源数据融合法判定能准确识别出来过冷水云在退偏比小于 0.05 的部分能准确判断为过冷水云。在图 14(c)、(d)中,PCM 算法存在冰云和过冷水云的误判,改进后的 SS-APCM 算法通过优化了云相态的边界识别,显著提高了过冷水云和冰云的分类准确性。

4 结 论

本研究针对传统云相态识别方法的不足,提出了一种基于半监督的自适应可能性 C 均值算法。该算法以毫米波云雷达的反射率因子、径向速度、谱宽和拉曼激光雷达探测的时空连续温度作为 SS-APCM 云相态识别模型的输入参数,实现了对冰云、水占主体混合云、冰占主体混合云以及过冷水云的精确分类。该算法的创新之处引入了自适应特征加权机制,使算法能够根据不同数据特征的重要性动态调整其权重,从而增强了对多维数据的处理能力。此外,正则化技术的引入进一步提高了算法对噪声和异常值的抵抗力,有效避免了过拟合现象的发生。引入的半监督学习提升了云相态分类的精度和稳健性。SS-APCM 算法相比 PCM 算法在云相态的分类,分类准确率从 0.699 提升到 0.967。此外,本文方法的成功实施,验证拉曼激光雷达数据应用于云相态识别的可行性,为后续采用单一设备(如拉曼激光雷达或高光谱分辨率激光雷达)实现云相态的精细

反演奠定基础。

参考文献

- [1] 胡威, 管雪元, 付珩. 基于多尺度特征融合与混合注意力的云检测算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(3): 142-149.
HU W, GUAN X Y, FU H. Cloud detection algorithm based on multi-scale feature fusion and hybrid attention [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(3): 142-149.
- [2] 毛飞跃, 徐维维, 瞿琳, 等. 地基 Mie 散射激光雷达反演的研究进展与挑战[J]. 光学学报, 2023, 43(18): 272-286.
MAO F Y, XU W W, ZANG L, et al. Research progress and challenges in ground-based Mie scattering lidar inversion[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(18): 272-286.
- [3] BJORDAL J, STORELVMO T, ALTERSJKER K, et al. Equilibrium climate sensitivity above 5°C plausible due to state-dependent cloud feedback [J]. Nature Geoscience, 2020, 13(11): 718-721.
- [4] TAN I, STORELVMO T, ZELINKA M D. Observational constraints on mixed-phase clouds imply higher climate sensitivity [J]. Science, 2016, 352 (6282): 224-227.
- [5] ZELINKA M D, MYERS T A, MCCOY D T, et al. Causes of higher climate sensitivity in CMIP6 models[J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47 (1), DOI:10.1029/2019GL085782.
- [6] SHUPE M D. A ground-based multisensor cloud phase classifier [J]. Geophysical Research Letters, 2007, 34(22): L22809.
- [7] CECCALDI M, DELANOE J, HOGAN R J, et al. From CloudSat-CALIPSO to EarthCare: Evolution of the DARDAR cloud classification and its comparison to airborne radar-lidar observations [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2013, 118(14): 7962-7981.
- [8] KIKUCHI M, OKAMOTO H, SATO K, et al. Development of algorithm for discriminating hydrometeor particle types with a synergistic use of CloudSat and CALIPSO[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2017, 122(20): 11-22,44.
- [9] ROBERTO N, BALDINI L, ADIROSI E, et al. A support vector machine hydrometeor classification algorithm for dual-polarization radar[J]. Atmosphere, 2017, 8(8): 134.
- [10] GARCIA A, BECH J, GONZALEZ S, et al. Precipitation type classification of micro rain radar data using an improved doppler spectral processing methodology [J]. Remote Sensing, 2020, 12 (24): 4113.
- [11] SOKOL Z, MINAROVA J, FISER O. Hydrometeor distribution and linear depolarization ratio in thunderstorms [J]. Remote Sensing, 2020, 12 (13): 2144.
- [12] ROMATSCHKE U, VIVEKANANDAN J. Cloud and precipitation particle identification using cloud radar and lidar measurements: Retrieval technique and validation [J]. Earth and Space Science, 2022, 9 (5): e2022EA002299.
- [13] LI W, ZHANG F, LIN H, et al. Cloud detection and classification algorithms for Himawari-8 imager measurements based on deep learning [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-17.
- [14] SHANG H, LE H, XU R, et al. A hybrid cloud detection and cloud phase classification algorithm using classic threshold-based tests and extra randomized tree model[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 302: 113957.
- [15] WANG K, WANG F, LU Q, et al. Algorithm for detecting ice overlaying water multilayer clouds using the infrared bands of FY-4A/AGRI [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21: 1-5.
- [16] GUO B, ZHANG F, LI W, et al. Cloud classification by machine learning for geostationary radiation imager[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-14.
- [17] 疏旭, 王珍珠, 邓淑梅, 等. 一种基于微分增强的云检测改进算法[J]. 大气与环境光学学报, 2024, 19(4): 405-417.
SHU X, WANG ZH ZH, DENG SH M, et al. An improved cloud detection algorithm based on differential enhancement[J]. Journal of Atmospheric and Environmental Optics, 2024, 19(4): 405-417.
- [18] 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): 268-278.
YUAN Y, DI H G, WANG K, et al. Fine identification technology of cloud phase dtates based on multidimensional fata[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(12): 268-278.
- [19] 陶永辉, 王勇. 基于初始聚类中心选取的改进 K-means 算法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(9): 54-59.
TAO Y H, WANG Y. Improved K-means algorithm based on the selection of initial clustering centers[J].

- Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(9): 54-59.
- [20] 李鹏, 杨山山, 徐文校, 等. 基于改进 CEEMD 和多域特征融合的 1D-CNN 降雹量级识别算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(17): 134-143.
- LI P, YANG SH SH, XU W X, et al. Hail magnitude recognition algorithm based on improved CEEMD and 1D-CNN of multi-domain feature fusion[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(17): 134-143.
- [21] 覃小素, 黄成泉, 陈阳, 等. 基于非局部空间约束的可靠性核 FCM 算法的图像分割[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(12): 31-38.
- QIN X S, HUANG CH Q, CHEN Y, et al. Image segmentation based on reliability kernel FCM algorithm with non-local spatial constraints [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 42(12): 31-38.
- [22] KRISHNAPURAM R, KELLER J M. A possibilistic approach to clustering [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 98-110.
- [23] YU H Y, FAN J L. Cutset-type possibilistic C-means clustering algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2018, 64: 401-422.
- [24] 范九伦, 高梦飞. 基于半监督信息的截集式可能性 C-均值聚类算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(8): 2378-2385.
- FAN J L, GAO M F. Cutset-type possibilistic C-means clustering algorithms based on semi-supervised information[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2021, 43(8): 2378-2385.
- [25] 袁云, 狄慧鸽, 高宇星, 等. 基于模糊逻辑识别云粒子相态的优化算法[J]. 光学学报, 2024, 44(12): 92-100.
- YUAN Y, DI H G, GAO Y X, et al. Optimization algorithm for recognizing phase states of cloud particles based on fuzzy logic[J]. Acta Optica Sinica, 2024, 44(12): 92-100.
- [26] LI H X, MENG Y Y, ZHOU Y, et al. Enhancing cloud phase identification with the vulture algorithm-optimized random forest [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21: 6501205.

作者简介

周颖,硕士研究生,主要研究方向为激光雷达数据处理、信号与信息处理。

E-mail: 202212490574@nust.edu.cn

李晨,博士,讲师,主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: papertg2018@163.com

李红旭(通信作者),博士,讲师,主要研究方向为激光大气探测、智能信号处理。

E-mail: hongxuli@cwxu.edu.cn