

吴晓京,朱小祥,毛紫阳,等. 风云二号气象卫星红外观测在云团降水监测中的应用[J].海洋气象学报,2019,39(3):1-10.  
WU Xiaojing, ZHU Xiaoxiang, MAO Ziyang, et al. Algorithm design of convective precipitation monitoring and early warning service using FY-2 infrared data[J]. Journal of Marine Meteorology, 2019, 39(3): 1-10. DOI: 10.19513/j.cnki.issn2096-3599.2019.03.001. (in Chinese)

## 风云二号气象卫星红外观测在云团降水监测中的应用

吴晓京<sup>1</sup>,朱小祥<sup>2</sup>,毛紫阳<sup>3</sup>,杨冰韵<sup>1</sup>,黄小玉<sup>4</sup>,王曦<sup>1</sup>

(1. 国家卫星气象中心,北京 100081; 2. 山东省气象局,山东 济南 250031; 3. 国防科技大学数学与系统科学系,湖南 长沙 410073; 4. 国家气象中心,北京 100081)

**摘要:** 提升灾害性对流天气的监测预警能力是短临天气预报的首要目标,但对流性降水在时间、空间上分布高度不均,观测难度大。卫星遥感监测降水的传统红外、水汽亮温判识方法,报警云团数量多,空报率高,指示意义不稳定,需要结合背景因素寻找方法提炼卫星辐射观测中更多的内在隐含信息,建立云顶亮温与此类灾害天气间的联系。此文尝试使用FY-2气象卫星红外云图数据和逐时加密地面降水观测资料,通过追踪云团移动进而分类、提取参数,然后用模糊支持向量机(FSVM)方法建立地面观测雨强与云团特征动态演变间的机器学习数学关系,标识出有监测预警意义的云团和强降水中心,对检验地域和时间的卫星强降水云团检测识别率达80%左右。

**关键词:** 红外亮温; 对流云团; 识别追踪; 模糊支持向量机

**中图分类号:** P426.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-3599(2019)03-0001-10

**DOI:** 10.19513/j.cnki.issn2096-3599.2019.03.001

## Algorithm design of convective precipitation monitoring and early warning service using FY-2 infrared data

WU Xiaojing<sup>1</sup>, ZHU Xiaoxiang<sup>2</sup>, MAO Ziyang<sup>3</sup>, YANG Bingyun<sup>1</sup>, HUANG Xiaoyu<sup>4</sup>, WANG Xi<sup>1</sup>

(1. National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China; 2. Shandong Meteorological Bureau, Jinan 250031, China; 3. Department of Mathematics and System Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 4. National Meteorological Center, Beijing 100081, China)

**Abstract** Improving the monitoring and early warning capability of catastrophic convective weather is the primary target of short-term weather forecasting and nowcasting. Convective precipitation/wind is highly uneven in time and space, and realtime monitoring is difficult. As for the traditional identification methods using infrared and water vapor brightness temperature for satellite remote sensing monitoring of precipitation, the number of alarm clouds is large, the false alarm rate is high, and the indicative significance is poor. It is necessary to find ways to extract more hidden information in satellite radiation observation combined with background factors and establish connections between the cloud top brightness temperature and the location of such disaster weather. This study attempts to use data of FY-2 infrared cloud imagery and intensified ground observation of hourly precipitation to classify and extract parameters by tracking cloud movement, and then use fuzzy support vector machine (FSVM) method to establish mathematical relations for machine learning between ground observation of rainfall intensity and dynamic

收稿日期:2019-05-31; 修订日期:2019-07-15

基金项目:国家自然科学基金项目(41675110); 国家高技术研究发展计划项目(2009AA12Z144); 环渤海区域科技协同创新基金项目(QYXM01801)

作者简介:吴晓京,男,博士,研究员级高级工程师,主要从事气象卫星资料天气应用研究,xiaojingwu@cma.gov.cn。

evolution of cloud cluster. Based on the mathematical relationship, the cloud cluster and the heavy precipitation center can be identified with the significance of monitoring and early warning. This work also illustrates the possibility of developing satellite products for heavy precipitation cloud detection suitable for disaster monitoring and early warning in specific seasons.

**Key words** infrared brightness temperature; convective cloud; identification and tracking; fuzzy support vector machine (FSVM)

## 引言

对流性降水是夏季强降雨的主要形式,其分布范围广,突发性强,造成损失大,预警预报难度大。对流云团产生的强降雨和大风强度信息为气象灾害预警所必需。常规地面观测、天气雷达监测降水会受到代表性、覆盖范围等因素限制<sup>[1]</sup>。作为宏观实时观测手段的气象卫星遥感能部分填补上述观测手段在监测和预警方面的不足,已业务运行的FY-2E/D/F/G/H等多颗我国第一代以及去年投入使用的第二代FY-4A静止气象卫星已经形成了高时空密度的观测格点<sup>[2-3]</sup>,其红外观测对我国及周边天气的监测已能达到单星时间分辨率5~15 min,空间分辨率2~4 km,已基本具备了多星观测能力,达到min/km分辨率,有充分潜力提高强对流等高时空变化天气现象的监测预警水平。

气象卫星观测到的云顶低亮温通常表明有较高的降雨率,但同样云顶低亮温、形态类似的不同云团往往产生强度迥异的降水,在云团范围内降水分布也不同于其均一的云顶亮温特征,这与当前静止气象卫星主载荷(红外和可见光扫描辐射计等成像类光学仪器)观测气柱云雨层水滴和冰粒的能力不足有关。云顶部辐射亮温(black body temperature, TBB)和反射信息与云团造成的降水关系中的不确定性,源于云团所处天气系统类型、发展阶段以及季节、纬度、地形特征等较为复杂的背景影响因素,但这其中也有规律可循,例如:仅用云团顶部TBB估计降水会低估暖云顶、浅对流产生的大降雨以及中纬度锋面层状云降水,高估冷云顶非降水卷云造成的降水。大多数(75%)符合中尺度对流云团(mesoscale convective complex, MCC)标准的云团降水非对称<sup>[4]</sup>。暴雨区青睐暖湿空气供应更充足的云团赤道一侧<sup>[5]</sup>。降雨强度与云顶低亮温的相关性有纬度差异,热带地区好于中纬度<sup>[6]</sup>。生命史更长的有组织对流,一般比单个对流云团降水强等。

迄今对流云团卫星监测技术已发展多年,有代

表性的方法和产品如:云团“生命史技术”<sup>[7]</sup>是按发展阶段给予云团差异降雨率的方法,其赋予迅速增长阶段云团逐渐接近峰值的降雨率,而当云团成长到极限后降雨率则大大减少;“云指数技术”或称“云区时间积分技术”<sup>[8]</sup>是以卫星反演的云分类类型的平均降雨率乘以持续时间而反演降雨强度的方法;“双通道反演技术”<sup>[9]</sup>目标是结合红外、可见光二者反演降雨的优势,但因可见光观测仅有半数时间可获取,证明其优势效果困难,却增加了算法复杂度;“最大相关空间跟踪法”<sup>[10]</sup>用连续观测中云团的红外亮温计算均值和方差、云团水平面积、周长、最小亮温、对流区域像元百分比、云团重心移动和云团分裂等指标,得到对流云团水平区域变化的空间相关性,是一种简单和较准确地跟踪对流云生命周期演变的技术。全球对流诊断产品<sup>[11]</sup>核心是以卫星6.7  $\mu\text{m}$ 水汽和11  $\mu\text{m}$ 红外通道亮温差确定深对流,用于对流天气预警。新一代静止气象卫星观测能力的提升使反演对流云团的方法和产品跨上了新台阶。FY-4A已经研发出对流初生检测、对流层顶折叠检测和闪电定位等对流天气监测预警产品<sup>[12]</sup>。使用葵花卫星(Himawari-8或Himawari-9)/AHI匹配地面雷电遥感观测,研发了快速发展积云区检测(RDCA)产品,可突出预警对流和强降雨高风险区域,还将由JMA Non-Hydrostatic Model(JMA-NHM)模拟对流尺度强降水演变以得到新识别标准,最终形成高级对流云识别产品<sup>[13]</sup>。为帮助预报员诊断强劲对流云正在发展的位置,由GOES-16/ABI连续观测的红外通道亮温云顶冷却变化速率,形成了对流云顶冷却检测(cloud-top cooling detection, CTC)产品,并将以其中卫星反演的云增长强度与NEXRAD观测的风暴强度对比,用于短临的预警<sup>[14]</sup>。GOES-16/ABI的上冲云顶识别(overshooting top detection, OTD)产品,以红外亮温低于数值天气预报对流层顶高度温度的云团区域为候选上冲云顶(overshooting top, OT),在OT大约8 km半径卷云砧中计算平均亮温(brightness temperature, BT),再由MODIS和

AVHRR 的经验 OT 和“增强 V”风暴阈值最终确定 OT 区域<sup>[14]</sup>。

星载大气垂直探测能力的增强为提升卫星反演产品质量提供了新资源<sup>[15]</sup>,近年来国际上重视利用星载云雷达 CloudSat/CPR 等垂直云参数观测以提高气象卫星光学载荷观测反演 OT 的精度<sup>[16]</sup>。为 FY-2 观测提供云团预警的依据,用 CloudSat 和 CALIPSO (Cloud-Aerosol Lidar and Infrared Pathfinder Satellite Observations) 反演云高等参数和 FY-2E 反演的对流系统面积、活跃性对流比、偏心率、最低亮温、平均亮温梯度等云团特征,获得了分纬度、季节、海陆分布的中国区域深对流和穿透性对流特征指标<sup>[17]</sup>,正在尝试用于改进业务。

随着 AI(人工智能)、大数据等新技术应用崛起,提取卫星遥感对流云团降水特征有了新的技术可能。人工神经网络模式识别已经用于卫星云图估计降水多年<sup>[18]</sup>。新技术方法,例如此文使用的模糊支持向量机 (fuzzy support vector machines, FSVM),原是将噪声或野点与有效样本区分开的数学方法<sup>[19]</sup>,现已经成功应用在模式识别、图像分类和预测等实效工作领域。此文探索将其用于结合提炼为算法的主观认知,以得到有价值但难定量描述的卫星云团降水监测预警信息。

## 1 资料与方法

### 1.1 资料的选取

为使研究目标与观测能力相宜,选取了逐时 FY-2E 红外 1 (IR1-中心波长 10.7  $\mu\text{m}$ ) 数据。FY-2 的长波红外 IR1 (探测波长范围:10.3~11.3  $\mu\text{m}$ ) 和 IR2 (探测波长范围:11.5~12.5  $\mu\text{m}$ ) 的探测性能可靠,数据质量稳定,在 FY-2C/D/E/F/G/H 卫星上均有一致表现,因此文中的算法在 FY-2 其他卫星均可适用。FY-2 红外通道星下点 5 km 的分辨率,符合监测  $\alpha$  中尺度、 $\beta$  中尺度、 $\gamma$  中尺度云团以及中尺度对流系统和  $\beta$  中尺度对流复合体的需要<sup>[20]</sup>;红外通道不受日照因素影响,具有连续监测预警的优势。考虑地面降水测站的分布现状,此文选择我国中东部为研究区域,其中站点分布如图 1 所示。对四川盆地附近进行单独检验。检验涉及国家气象中心实时预报业务数据库 1 h 逐时加密降水量观测资料。因仅记录有降水的测站,导致站数变化,试验期间(2010 年 7 月 1 日 00 时—31 日 23 时和 2010 年 8 月 1 日 00 时—10 日 23 时)站数从 672 到 3 367 个不等。对降水资料进行了简单的质

量控制,即对单站时空不连续突变性大降水予以剔除。

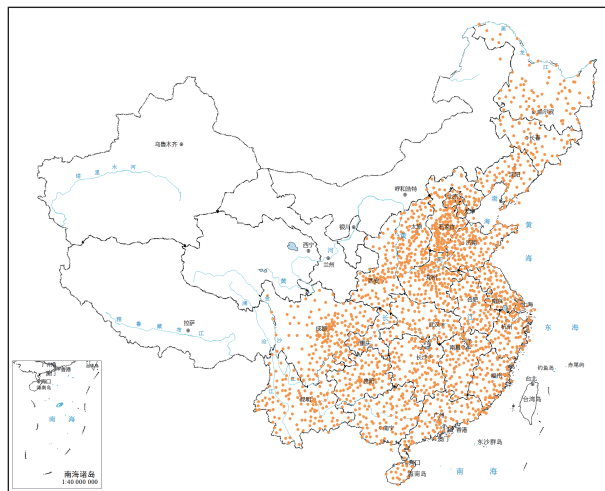


图 1 我国中东部站点分布图

Fig.1 Distribution of stations in middle and eastern China

### 1.2 研究方法

如前所述,以对流云团的红外亮温特征监测预警强降水,结果会因云团演变、地域、时间、季节等因素而产生差异,需要方法深入提炼其中的隐含信息。通过对历史云图资料与降雨观测的人工分析,发现发生强降雨的云团常出现在短小时内剧烈变化的云团中,云团的迎风面(云团中的上游位置)和几个新生成的小云团合并为一个云团后等。而从原来较大的云团独立出来的面积较小的云团,一般不会出现强降水等,这些都与云团生命史密切相关。为此设计了云团提取、分类标准,将当前时刻前的若干连续时次的云图视为一个整体,以云团为单位考察云团的生成及演变过程,使用机器学习的数学方法综合背景气象因素和过程指标,以识别强降水云团和其中的强降水点。其技术方案如下所述。

#### 1.2.1 云团的提取方案

借鉴 International Satellite Cloud Climatology Project (ISCCP) 计算晴空亮温的方法<sup>[21]</sup>,计算“短时最高亮温图”,用以识别短时剧烈变化的云团。短时最高亮温图的获取方法是:取当前时刻之前的  $N$  张云图,计算每一位置的亮温最高值,合成为一张短时最高亮温图。以每半小时一张卫星图像计算,如果  $N$  取 3,即:使用过去 2 h 内的三张图片计算最高亮温,表示过去 2 h 内各云团的基础亮温。图 2a 为当前时刻(8 月 1 日 00 时)前三个时刻(即 7 月 31 日 23:30,23:00,22:30)云图合成的短时最高亮温

图。图2b为当前时刻(8月1日00时)云图与图2a做差得到的图像。

短时最高亮温图(图2a)所涉及到的数据时次较少,时间跨度小,因此并不是近似的“晴空亮温”图,而是短时内各云团的基本亮温。与当前云图做差后,一般可以将近期明显增强的云团标识出来

(图2b),也代表了云的时间变率。图中越白亮(亮温值越低)表示在过去2h内该区域云量增加的越多,在这些区域产生强降水的可能性较大。使用图像分割算法(如此文使用的阈值法,设阈值为 $T_1$ ),则将图2b的云团进行分割,识别出强降雨云团的备选区域(图2c,蓝色边界标识出备选云团)。

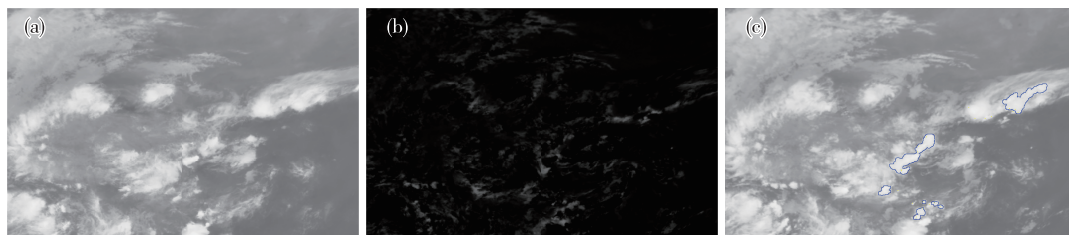


图2 2008年8月1日00时(UTC)前三个时刻合成短时最高亮温(a)、00时云图与图2a的差(b)和00时强降雨云团识别备选区域(c;蓝色边界标识出备选云团)

Fig.2 Cloud imagery of synthetic short-time maximum brightness temperature at 00:00 UTC on 1 August synthesized by brightness temperature at 23:30 UTC, 23:00 UTC, and 22:30 UTC on 31 July (a), difference between cloud imagery at 00:00 UTC on 1 and Fig.2a (b), and alternative area (blue boundary) of heavy rain cloud identification at 00:00 UTC on 1 (c) August 2008

### 1.2.2 云团追踪与分类思想

降水强弱与云团短时剧烈发展、云团合并、从大云团独立出的小云团(分裂)等随时间变化特征密切相关,在红外云图上表现为低亮温像元集合随时间出现、聚集、分散、扩展、缩小、消失等。

在前述备选云团区域中,通过追踪后分类提取出云团随时间变化的信息。其思想为:每一时刻(相邻两个时刻)的红外数据通过前述云图提取方法使用 $T_1$ 阈值将云区分离出来,形成若干连通区域,再将每一连通云区分割为规则的方型网格单元,网格的最优尺寸控制在 $3 \times 3$ 。根据前后两个时刻的数据,对每个单元进行运动估计。所谓运动估计是找出前一时刻中每一单元所代表的云团在后一时刻的位置,计算相对运动向量。优化的原则是整体误差最小,局部运动向量尽量一致。由每一单元的运动向量,可以拟合出整个云区的运动向量场,从而了解整个云区的运动规律。

按照生命史和演变特征的不同,将云团分为新生、生长变化、分裂、合并四种情况(简称“4大类”)。确定卫星观测到的这4大类云团动态特征的规则为:如果云图中上一时刻有两个强对流云团在下一时刻对应同一位置单元,则可认为产生了云团的合并;如果云图中上一时刻有某个强对流云团在下一时刻对应两个以上可能的单元,则可认为产生了云团的分裂;如果云图中下一时刻有“多余”的

强对流云团,则可以初步认定为新生的云团,再考察其在再下一时刻的位置,从而判断是否确实是新生的云团;如果对上一时刻中每一个强对流云团,都能在下一时刻云图中找到唯一对应的单元,则可判断为已有云团的生长变化,此过程中计算出每一强对流云团的运动参数。

### 1.2.3 模糊支持向量机(FSVM)算法思路

云团分类信息、云团运动参数以及包含在红外通道原始数据中隐含的云团时间、所处位置以及其他对亮温-降水关系有影响的未知因素信息,通过追踪分类后的数据文件名称、红外通道观测亮温值转化到模糊特征平面,用数学机器算法FSVM解决。

作为机器学习数学算法代表的支持向量机(SVM)方法,是通过非线性变换,将样本空间转换到特征函数空间,增强不同类样本可分离程度,进而提高识别分类。已证明对提取气象预报因子与预报对象之间的模糊关系有良好效果<sup>[22-23]</sup>。此文使用的FSVM<sup>[24]</sup>方法继承了SVM解决小样本、非线性及高维模式识别问题<sup>[25]</sup>的优势,更适合对图像及其中噪音的处理。隶属度函数的设计是FSVM方法的关键。不同的隶属度函数产生不同的处理效果。

样本的隶属度是利用包围同一类样本的最小球半径大小来度量样本之间的紧密度,其依据样本在球中的位置,按照不同的规律确定<sup>[26]</sup>。这样的隶属度函数就能更客观、准确地反映系统中的不确定

性。隶属度的定义决定了其对于样本集近似球形的情况比较合适,但实际的样本集分布可能十分不规则。如当样本集分布如图3a时, $B$ 点的隶属度大于 $A$ 点的隶属度,但显然 $B$ 点比 $A$ 点更有可能是噪声点。因此,在确定样本隶属度时,不仅需要考虑整个样本集的紧密程度,还需要考虑每一样本周围的紧密程度,即局部紧密度。局部紧密度可以通过某一样本的邻域内所包含该类样本点的多少来度

量。如图3b,由此构造出基于局部紧密度的模糊支持向量机方法。选择适当的局部紧密度<sup>[27]</sup>,有利于处理雷达、气象卫星等遥感数据的量化误差、噪声误差和干扰误差在内的随机误差,除此之外,此文方法对云团进行分类增加了隶属度的紧密度,节省训练时间和计算资源,使结果更有针对性。保证FSVM方法的训练效果,使结果更加贴近于强降雨云团筛选的目标。

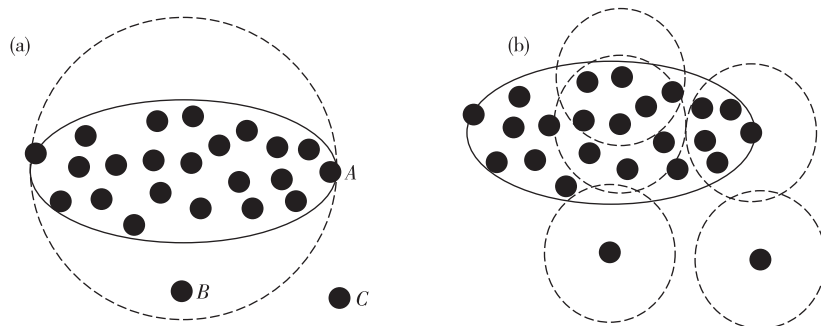


图3 基于最小包围球半径的隶属度的局限性(a)和局部紧密度隶属度示意图(b)

Fig.3 Limitation of membership based on minimum radius of bounding sphere (a) and schematic diagram of membership of local tightness (b)

### 1.3 算法流程

完整的卫星红外云图强降雨云团的识别步骤(图4)中,右侧分支是对流云团识别及其前导步骤;左侧分支是云团追踪分类及其前导步骤。二者结果输入FSVM,运算处理后得到最终的判识结果。

流程中的“开运算”是数学形态学中的概念,含义为先腐蚀后膨胀。开运算和闭运算在计算机视觉和图像处理领域中,用于形态学噪点消除模块。运算公式:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1)$$

其中 $\ominus$ 和 $\oplus$ 分别表示腐蚀和膨胀。

流程中,云团分类算法(图4左分支)的具体分类原则和实现步骤如下所述。

1) 读取当前时刻 $t$ 和上一小时 $t-1$ 的云图,按阈值 $T_1$ 进行选取,选中大于 $T_1$ 的点,得到 $S(t)$ 和 $S(t-1)$ 。

2) 标记 $S(t)$ , $S(t-1)$ 中的连通区域,记录云团中心、面积、最小亮温值等参数,并找出云团所包含的所有点。

3) 遍历 $S(t)$ 中所有云团,找出其与 $S(t-1)$ 中各云团之间的关系,共有4大类10小类(加粗)基本类型,相应的判断条件如下。

a) 新增:当前云团与 $S(t-1)$ 任一云团不相交,无法认定其来源,视为新生成的云团。

b) 生长变化:当前云团恰与 $S(t-1)$ 中某一云团相交,且两者中心相距较近,可以认为是由上一云团生长变化而来。进一步可根据云团面积的变化情况,分为平移、膨胀和收缩3类。

c) 分裂:当前云团和 $S(t)$ 中其他多个云团与 $S(t-1)$ 中同一个云团 $C_j$ 相交,可认为这些云团都是由 $C_j$ 发展而来。进一步,可根据当前云团与 $C_j$ 面积的大小关系,分为增长、保持和独立3种情况。

d) 合并:当前云团与 $S(t-1)$ 中多个云团相交,可能发生了云团的合并,也可能是当前云团平移速度过快造成的,进一步根据当前云团面积是否大于各子云团面积和,是否大于最大的子云团的面积,分为合并、增长合并和可能假合并3类。

4) 计算每个云团的运动参数,包括云团中心移动的方向和位移值,云团面积变化情况,最低亮温值变化情况。

5) 将分类结果记入对应地理经纬度点的网格文件上。

由于FSVM强调的是特征相关性,所以要明确输入的特征量与分类结果之间的关系,要求不同特征量之间越独立越好,特征量与分类结果之间越相关越好。这样也减少了计算量。因此按云团分类结果,将分类步骤4中的每个云团的运动参数以及小时观测雨量输入FSVM,得到可能出现的强降雨

天气在云团中的位置,标记此云团为可能的强降雨云团,输出云团位置参数,输出最终的识别结果。

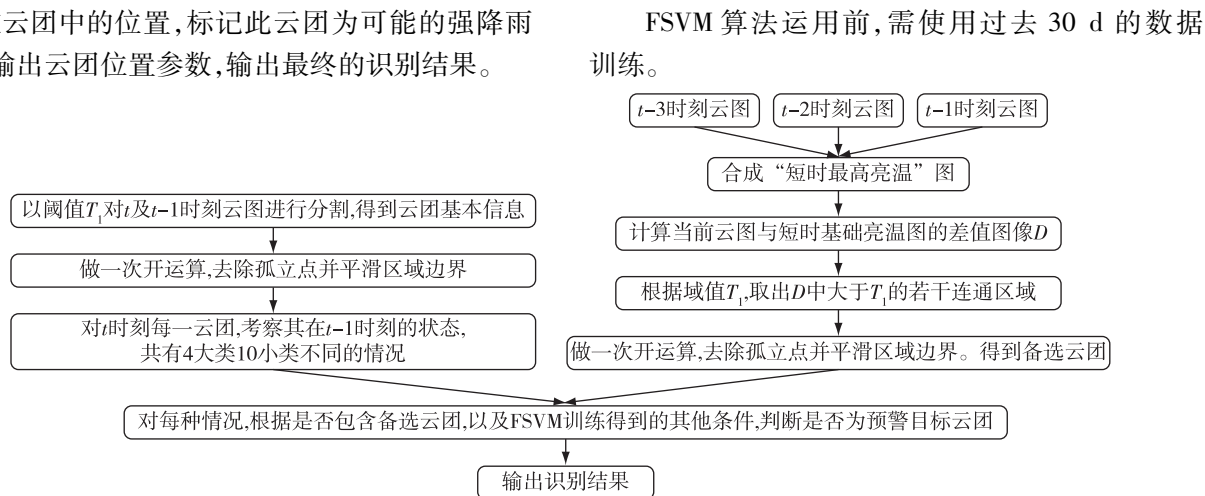


图4 静止气象卫星对流云团追踪、识别算法流程图(左侧分支为追踪分类,右侧为初步识别,合并后为FSVM识别)

Fig.4 Algorithm flow chart of tracking and identification of convective cloud by geostationary meteorological satellite (the left branch for tracking classification, the right side for preliminary identification, the merge for FSVM identification)

## 2 结果与检验分析

### 2.1 结果分析

分别以发生在6、7、8月的三次区域云团活动过程的识别结果,分析本算法识别降水云团的能力和缺陷。

图(图5、6、7)示区域范围:97°~109°E, 25.5°~34.5°N,包含了四川全境。图6中以蓝色闭合曲线标记识别的强降雨云团区域;以红色大点标注了算法识别的可能强降水中心在云团中的位置。其他小色点为自动雨量站的位置,颜色表示每小时降水量,红:大于8 mm,绿:5~8 mm,蓝:2~5 mm,2 mm以下未显示。

#### 2.1.1 云团分裂消亡过程示例

本过程(图5)为6月中旬自川西进入盆地后强烈发展的对流云团生成、发展、合并东移过程,云团由青藏高原东部冷空气入侵引发,具有明显的日变化特征。表现为云团午后发展迅速,两个发展为 $\beta$ 中尺度主云团中,一个6 h内减弱消亡,另一个则发展为 $\alpha$ 中尺度的MCC,在3~6 h的强劲增长阶段,造成了高强度、大范围的对流性降水,程度上超过绝大多数云团。在云团造成降雨的1 h内,算法就检测到了发展性的云团。之后连续追踪云团的平移过程,在云团由 $\beta$ 中尺度发展到 $\alpha$ 中尺度的最强烈阶段,识别出的强降水中心与实况一致。在形成 $\alpha$ 中尺度MCC云团后,算法确定的强降水中心存在偏差。

#### 2.1.2 云团新生、消亡的交替过程示例

本例发生在7月初的川北地区,图6中存在两个云团覆盖区域,分别是成熟云团与初生发展云团。偏西北方向的云团接近生命史中后期,表现为云团区域以及降水强度已明显减弱。其东南方有两个 $\gamma$ 中尺度云团先后生成、合并发展到 $\beta$ 中尺度。可以看到,因存在非对流性降水,识别的云团初起时位置并非能与降雨区完全对应。在两个云团合并过程中,地面雨区和云团逐渐扩大,降水与云团逐渐契合。算法识别出的云团和强降水中心与实况基本相符,正确识别出了降雨云团的生成、合并过程。对北侧生命史后期降雨减弱,且卫星观测到大范围低亮温云团则最终予以排除。

#### 2.1.3 复杂的多个云团初生、发展、合并、消亡过程示例

本过程发生在8月盛夏季节,高原东移冷空气势力弱,图7中西北部高层冷空气对应的弧状云维持少动并逐渐减弱。但低层渗透扩散东移的冷空气,则在弧状云东南侧激发起多个 $\gamma$ 中尺度云团,发展、合并后最终形成一个 $\alpha$ 中尺度云团,降水范围和强度峰值发生在云团合并过程和形成 $\alpha$ 中尺度云团后的4 h内,之后,云团成熟,降雨整体减弱,云区变得更显层状特征。对本例,算法能够在云团发展早期识别出多数 $\gamma$ 中尺度的云团,检测出的降水中心,多数与地面的雨强大的点对应;且表现出云团中多个强降水中心的检测能力,在发展和合并中强降水中心点数最多,符合云团降水动态发展规律。在合并为一个MCC,面积区域达到最大后,识

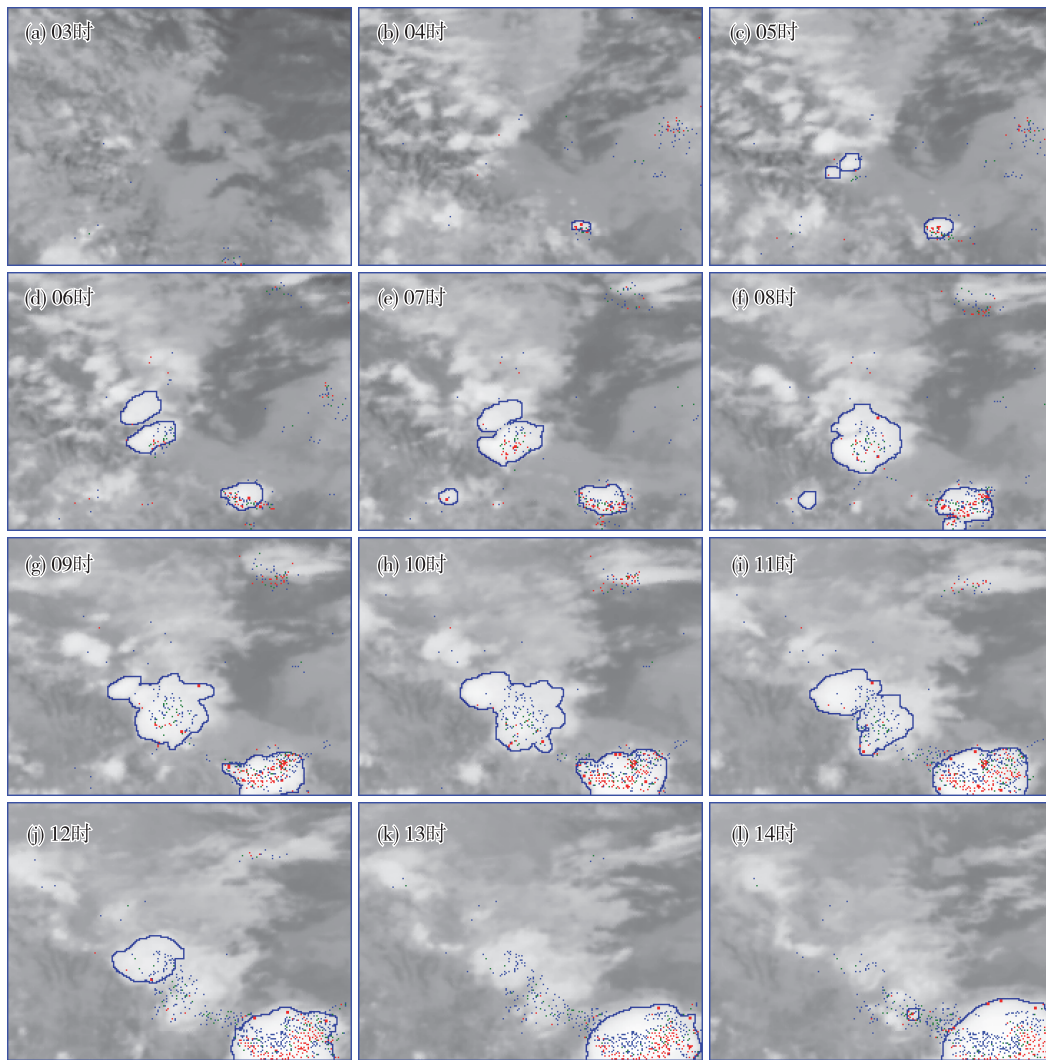


图5 2010年6月17日03—14时(UTC)对流判别预警结果图像(a. 03时,b. 04时,c. 05时,d. 06时,e. 07时,f. 08时,g. 09时,h. 10时,i. 11时,j. 12时,k. 13时,l. 14时)

Fig.5 Identification and early warning result of convection from 03:00 UTC to 14:00 UTC on 17 June 2010 ( a. 03:00 UTC, b. 04:00 UTC, c. 05:00 UTC, d. 06:00 UTC, e. 07:00 UTC, f. 08:00 UTC, g. 09:00 UTC, h. 10:00 UTC, i. 11:00 UTC, j. 12:00 UTC, k. 13:00 UTC, l. 14:00 UTC)

别出的强降水点数逐渐减少,符合地面观测和云团发展规律,但位置偏差增大。算法整体对中前期强降水位置检测效果好于后期,后期有在云毡卷中误判的强降水中心。

## 2.2 结果检验

采用经过初步检验质控的自动雨量站1 h降水量资料作为参考标准,对算法进行评价。2万多个自动雨量观测站空间分布不均匀,因此算法检验仅使用分布较稠密,空间分辨率接近FY-2红外通道观测的东、中部地区(100°E以东)雨量观测数据,统计了算法准确率。西部地区因雨量站分布稀疏,考虑有效性不足,则未检验。

### 2.2.1 检验规则

一般,降雨强度达到 $8.1 \sim 15.9 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 时称为大雨。3 h累积降雨量超过30 mm,发布暴雨蓝色预警。考虑到现有地基和卫星观测的时空差异,以及二者对比检测天气现象的局限性,制定针对性检验标准:对算法识别出的强降雨云团,若云团所在地区某一雨量站在当前时刻及未来2 h内测得1 h降水量超过8 mm,则认为识别正确,否则认为识别错误。原因是当前时刻的1 h降水量反映的是过去时段降水,而通常大家更关心天气系统未来的发展趋势。没有用3 h累积降水量作为标准,是考虑两者有较强相关性,可以看作是等效的。

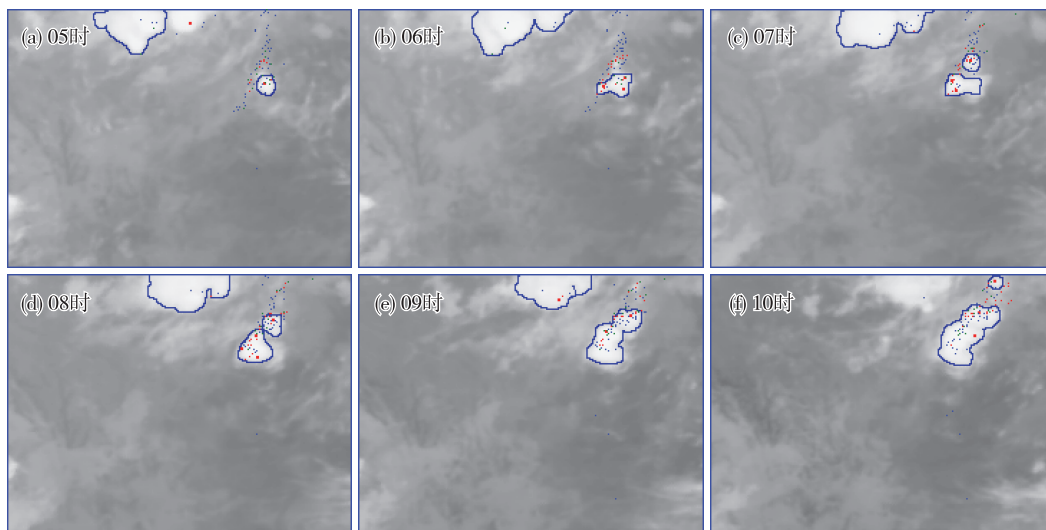


图6 2010年7月2日05—10时(UTC)对流识别预警结果图像(a. 05时,b. 06时,c. 07时,d. 08时,e. 09时,f. 10时)

Fig.6 Identification and early warning result of convection from 05:00 UTC to 10:00 UTC on 2 July 2010 (a. 05:00 UTC, b. 06:00 UTC, c. 07:00 UTC, d. 08:00 UTC, e. 09:00 UTC, f. 10:00 UTC)

### 2.2.2 检验结果

算法对2010年7月1日00时—7月31日23时共738个时次数据(其中6个时次数据缺失)进行检测,四川地区共检测出1565个云团,1335个正确,正确率85.30%,全国范围内(西部地区除外)共检测出6217个云团,4746个正确,正确率76.34%;对2010年8月1日00时—8月10日23时共238个时次数据进行检测,四川地区共检测出329个云团,272个正确,正确率82.67%,全国范围内(西部地区除外)共检测出2021个云团,1476个正确,正确率73.03%。

## 3 总结与讨论

卫星观测到的云团红外亮温与降雨强度之间存在复杂的非线性关系。为探索其中联系,最终形成业务算法,此文顺序开展以下工作:1)从静止卫星红外云图中提取云团亮温,分析与降水相关的演变物理特征,用短时基本(最高、变化)亮温方法识别剧烈变化的云团位置,有利于在强降雨云团形成的早期发现目标;2)基于云团的演变过程与降雨强度间关系的前人研究成果和本算法研发中的经验认识,形成了从连续时次红外云图动态特征中分类的思想,即划分云团为生成(新增)、发展(生长变化)、分裂、合并4大类,以及由此细分的10小类;3)将其与数学最优方法FSVM结合,得到物理方法难以分析与降雨相关的特征,分类中包括了云团的最高亮温值、最低亮温值、移动

方向、面积变化等特征指标。与只考虑云团TBB强度特征识别方法相比,提高了强降雨云团识别的准确性,也比纯数学机器学习方法,更有针对性和计算效率。整个算法思路符合当前技术发展方向,检验证明在我国中东部地区,尤其是四川地区,系统识别出的云团与小时强降雨有80%左右的相关性。本方法使用的原始卫星数据量小,算法相对简单,易于实现,且经实验发现具有业务应用所需的鲁棒性和适应性。算法具有对FY-2系列卫星数据得到一致结果的能力。

该方法的不足在于:算法结果对季节变化较敏感,在季节交替时,需要涉及样本训练的参数切换(这可由业务人员依据算法效果决定);如果需要提高特定时段或地区的识别率,则需要单独训练;无法预警云团初生时刻已经造成的强降雨以及非对流性的强降雨(层状云降水);其他与真实性检验相关的不明朗因素仍然存在,如自动站数据质量以及现有同一时点卫星算法识别和地面观测的比对规则是否恰当等。此外,目前算法结果还有诸多可改进的方面,如FSVM输入中增加地形高程以及重要常规观测量(如风场)等数据。这可能提升地形影响的降水识别精度以及减少云团成熟阶段对强降雨位置的误判率。

当前,研发深度对流云团遥感信息提取算法的发展趋势是应用包括各种新型仪器在内的星载观测结合地基观测、NWP模式资料,其中观测数据质量、模拟准确性是基础,人工智能、大数据是重要辅



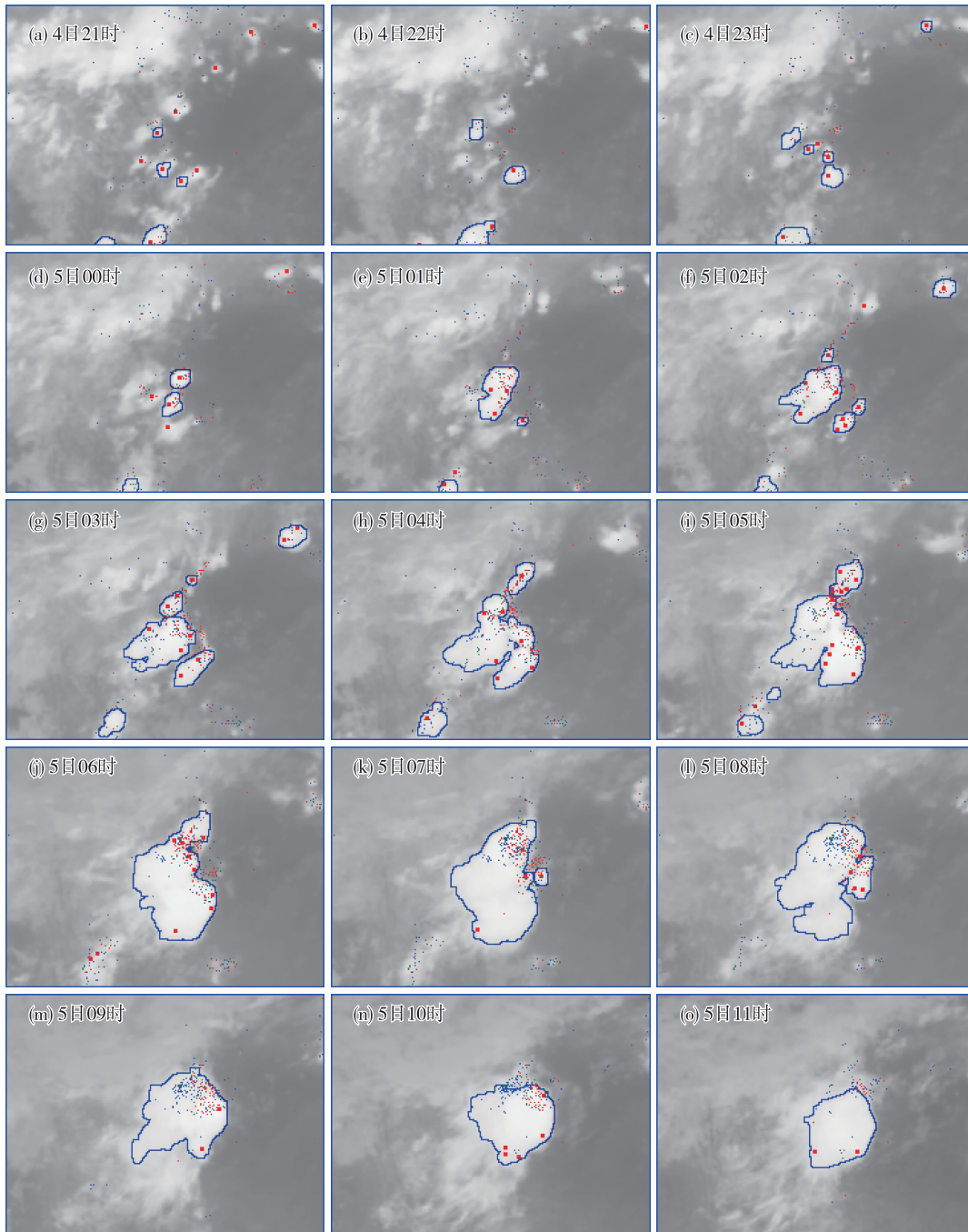


图7 2010年8月4日21时—5日11时(UTC)对流辨识预警结果图像(a.4日21时,b.4日22时,c.4日23时,d.5日00时,e.5日01时,f.5日02时,g.5日03时,h.5日04时,i.5日05时,j.5日06时,k.5日07时,l.5日08时,m.5日09时,n.5日10时,o.5日11时)

Fig.7 Identification and early warning result of convection from 21:00 UTC on 4 to 11:00 UTC on 5 August 2010 (a. 21:00 UTC on 4, b. 22:00 UTC on 4, c. 23:00 UTC on 4, d. 00:00 UTC on 5, e. 01:00 UTC on 5, f. 02:00 UTC on 5, g. 03:00 UTC on 5, h. 04:00 UTC on 5, i. 05:00 UTC on 5, j. 06:00 UTC on 5, k. 07:00 UTC on 5, l. 08:00 UTC on 5, m. 09:00 UTC on 5, n. 10:00 UTC on 5, o. 11:00 UTC on 5)

助手段。随着风云四号卫星等新型静止气象卫星投入使用,卫星遥感观测能力已有大幅提升,进一步发挥FY-2/4卫星在短临天气监测预警中的作用,发展有业务应用价值的中国区域性对流云团监

测新方法正逢其时。

#### 参考文献:

- [1] 邱黎,王栋成,李娟,等.风廓线雷达垂直速度与地面降雨关系研究:以济南为例[J].海洋气象学报,2017,

- 37(4):91-100.
- [2] 吴晓京,李云,黄彬,等.利用动态阈值方法改进的风云二号卫星海雾检测技术[J].海洋气象学报,2017,37(2):31-41.
- [3] 陆风,张晓虎,陈博洋,等.风云四号气象卫星成像特性及其应用前景[J].海洋气象学报,2017,37(2):1-12.
- [4] CUNNING J B. The Oklahoma-Kansas preliminary regional experiment for STORM-Central [J]. Bull Amer Meteor Soc, 1986, 67(12): 1478-1486.
- [5] FRITSCH J M, KANE R J, CHELIUS C R. The contribution of mesoscale convective weather systems to the warm-season precipitation in the United States [J]. J Climate Appl Meteor, 1986, 25(10): 1333-1345.
- [6] ADLER R F, NEGRI A J. A satellite infrared technique to estimate tropical convective and stratiform rainfall [J]. J Appl Meteor, 1988, 27(1): 30-51.
- [7] STOUT J S, MARTIN D W, SIKDAR D N. Estimating GATE rainfall with geosynchronous satellite images [J]. Mon Wea Rev, 1979, 107(5): 585-598.
- [8] DONEAUD A A, IONESCU-NISCOV S, PRIEGNITZ D L, et al. The area-time integral as an indicator for convective rain volumes [J]. J Climate Appl Meteor, 1984, 23(4): 555-561.
- [9] KIDDER S Q, VONDER HAAR T H. Satellite meteorology: An introduction [M]. San Diego: Academic Press, 1995.
- [10] CARVALHO L M V, JONES C. A satellite method to identify structural properties of mesoscale convective systems based on the maximum spatial correlation tracking technique (MASCOTTE) [J]. J Appl Meteor, 2001, 40(10): 1683-1701.
- [11] MOSHER F R. Detection of deep convection around the globe [C]. 10th Conf. on Aviation, Range, and Aerospace Meteorology, Oregon State, 2002.
- [12] YANG J, ZHANG Z Q, WEI C Y, et al. Introducing the new generation of Chinese geostationary weather satellites, Fengyun-4 [J]. Bull Amer Meteor Soc, 2017, 98(8): 1637-1658.
- [13] BESSHO K, DATE K, HAYASHI M, et al. An introduction to Himawari-8/9: Japan's new-generation geostationary meteorological satellites [J]. J Meteor Soc Japan Ser II, 2016, 94(2): 151-183.
- [14] GRAVELLE C M, MECIKALSKI J R, LINE W E, et al. Demonstration of a GOES-R satellite convective toolkit to "bridge the gap" between severe weather watches and warnings: An example from the 20 May 2013 Moore, Oklahoma, tornado outbreak [J]. Bull Amer Meteor Soc, 2016, 97(1): 69-84.
- [15] 卢乃锰, 闵敏, 董立新, 等. 星载大气探测激光雷达发展与展望 [J]. 遥感学报, 2016, 20(1): 1-10.
- [16] BEDKA K M, DWORAK R, BRUNNER J, et al. Validation of satellite-based objective overshooting cloud-top detection methods using CloudSat cloud profiling radar observations [J]. J Appl Meteor Climatol, 2012, 51(10): 1811-1822.
- [17] 杨冰韵, 吴晓京, 王曦. 基于 CloudSat、FY-2E 资料的中国海域及周边地区深对流和穿透性对流特征 [J]. 气象学报, 2019, 77(2): 256-267.
- [18] 师春香, 卢乃锰, 张文建. 卫星面降水估计人工神经网络方法 [J]. 气候与环境研究, 2001, 6(4): 467-472.
- [19] HUANG H P, LIU Y H. Fuzzy support vector machines for pattern recognition and data mining [J]. Int J Fuzzy Syst, 2002, 4(3): 826-835.
- [20] MADDOX R A. Mesoscale convective complexes [J]. Bull Amer Meteor Soc, 1980, 61(11): 1374-1387.
- [21] ROSSOW W B, SCHIFFER R A. Advances in understanding clouds from ISCCP [J]. Bull Amer Meteor Soc, 1999, 80(11): 2261-2288.
- [22] 刘科峰, 张韧, 徐海斌, 等. 支持向量机与卡尔曼滤波集合的西太平洋副热带高压数值预报误差修正 [J]. 气象学报, 2007, 65(3): 450-457.
- [23] 冯汉中, 陈永义. 处理非线性分类和回归问题的一种新方法 (II): 支持向量机方法在天气预报中的应用 [J]. 应用气象学报, 2004, 15(3): 355-365.
- [24] CHIANG J H, HAO P Y. A new kernel-based fuzzy clustering approach: Support vector clustering with cell growing [J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2003, 11(4): 518-527.
- [25] 陈永义, 俞小鼎, 高学浩, 等. 处理非线性分类和回归问题的一种新方法 (I): 支持向量机方法简介 [J]. 应用气象学报, 2004, 15(3): 345-354.
- [26] 张翔, 肖小玲, 徐光祐. 基于样本之间紧密度的模糊支持向量机方法 [J]. 软件学报, 2006, 17(5): 951-958.
- [27] 毛紫阳, 段崇雯, 成礼智, 等. 模糊特征在天气雷达反射率基数据质量控制中的应用 [J]. 模糊系统与数学, 2006, 20(6): 136-142.