

田付友,郑永光,孙建华,等,2024.融合物理解与模糊逻辑的分类强对流客观短期预报系统:(1)系统构成[J].气象,50(5):521-531. Tian F Y, Zheng Y G, Sun J H, et al, 2024. Forecasting system for short-term multi-category convective phenomena combining physical understanding and fuzzy logic Part I: system construction[J]. Meteor Mon, 50(5):521-531(in Chinese).

# 融合物理解与模糊逻辑的分类强对流客观 短期预报系统:(1)系统构成\*

田付友<sup>1</sup> 郑永光<sup>1</sup> 孙建华<sup>2</sup> 夏 坤<sup>3</sup> 杨 波<sup>1</sup> 坚参扎西<sup>4</sup> 赤 曲<sup>4</sup>

1 国家气象中心,北京 100081

2 中国科学院大气物理研究所云降水物理与强风暴重点实验室,北京 100029

3 中国科学院大气物理研究所大气科学和地球流体力学数值模拟国家重点实验室,北京 100029

4 西藏自治区气象台,拉萨 850000

**提 要:** 提供准确的雷暴、短时强降水、雷暴大风和冰雹客观短期预报产品,对提高预报预警的预见期,及早采取有针对性的预防措施有重要意义。基于对四类强对流天气现象物理成因理解,给出了由国家气象中心牵头研发,融合模糊逻辑人工智能方法的分类强对流客观短期概率预报系统的流程框架和实现方法,详细介绍了该系统的结构特征,以及系统中用于雷暴、短时强降水、雷暴大风和冰雹四类强对流天气预报模型构建的关键预报因子、隶属度函数获取方法和权重因子配置等信息,并在此基础上探讨了物理解与模糊逻辑人工智能相融合方法具有广泛适用性的本质,可以表征产生特定强对流天气现象的环境配置的多样性和复杂性。

**关键词:** 物理解,模糊逻辑人工智能,分类强对流,短期预报系统,系统构成

中图分类号: P456, P445

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2024.031401

## Forecasting System for Short-Term Multi-Category Convective Phenomena Combining Physical Understanding and Fuzzy Logic Part I: System Construction

TIAN Fuyou<sup>1</sup> ZHENG Yongguang<sup>1</sup> SUN Jianhua<sup>2</sup> XIA Kun<sup>3</sup> YANG Bo<sup>1</sup>  
JIANCAN Zhaxi<sup>4</sup> CHI Qu<sup>4</sup>

1 National Meteorological Centre, Beijing 100081

2 Key Laboratory of Cloud-Precipitation Physics and Severe Storms,

Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

3 State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics,

Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029

4 Meteorological Observatory of Tibet Autonomous Region, Lhasa 850000

**Abstract:** Accurate and objective forecasts of thunderstorm, short-time severe rainfall, thunderstorm gale and hail are meaningful for extending the validation of warnings and taking targeted preventive measures. This paper introduces the framework and implementation ways of the objective forecasting system combining physical understanding and fuzzy logic artificial intelligence. This system, developed by the National

\* 国家自然科学基金联合基金项目(U2142202)、西藏自治区科技计划项目(XZ202101ZY0004G)、国家重点研发计划(2022YFC3004104)和中国气象局重点创新团队(CMA2022ZD07)共同资助

2023 年 12 月 20 日收稿; 2024 年 3 月 14 日收修定稿

第一作者:田付友,主要从事强对流机理成因和预报分析研究. E-mail: tianfy@cma.gov.cn

Meteorological Centre (NMC), can provide short-term probability forecasts of thunderstorm, short-time severe rainfall, thunderstorm gale, and hail. The key predictors used for the four different convective weather phenomena, the methods for obtaining the membership functions, and the weighting sets of predictors are discussed. The property for the wide applicability of the combination method of physical understanding and fuzzy logic artificial intelligence is further investigated. It is concluded that the combination of the two can cover and reveal the key characteristics of the ever-changing environmental features favorable for a specific convective weather phenomenon.

**Key words:** physical understanding, fuzzy logic artificial intelligence, multi-category convective weather phenomenon, short-term forecasting system, system construction

## 引 言

我国多种类型强对流天气频发,雷暴、短时强降水(小时降水量 $\geq 20$  mm)、雷暴大风( $\geq 17.2$  m $\cdot$ s $^{-1}$ 的对流性阵风)和冰雹(直径 $\geq 5$  mm)等均是常见的致灾性强对流天气现象(Yin et al, 2022; 田付友等, 2018; Meng et al, 2016; 王秀明等, 2012; 孙军等, 2010; 王静爱等, 1999; 许小峰, 2004), 龙卷风也偶有发生(张涛等, 2020; 张小玲等, 2016; Xue et al, 2016), 并造成严重的经济损失和人员伤亡。提供及时准确的强对流天气短期预报, 是国家级强对流业务的重点任务之一, 国家气象中心强天气预报中心专注于全国范围内的强对流预报产品制作和预报技术研究, 而短期潜势预报一直是主要内容之一。

国家级强对流潜势指导预报产品在汛期每天 06 时、10 时和 18 时(北京时, 下同)三次发布, 其中 06 时和 14 时的预报主要关注 24 h 内的分类强对流落区, 18 时的预报除覆盖 24 h 时效外, 还提供覆盖第二日和第三日的强对流展望预报。预报内容包括雷暴、短时强降水、雷暴大风和冰雹落区。尽管雷暴大风及冰雹预报产品在分析制作过程中是分别进行的, 但受限于机理认识的不足, 对二者在发布的预报落区中不做区分。

基于天气形势划分的天气分型对认识和理解强对流有重要意义, 为强对流预报制作提供了一定的帮助。许爱华等(2014)提出了综合考虑强对流热力、动力和水汽条件的五种天气分型, 其优点是指出了每一种环流配置下的重点关注方面, 但该分类仅笼统地将雷暴大风、冰雹和短时强降水归为强对流, 没有考虑不同类型强对流天气现象各自独特的环境特征。Luo et al(2016)将产生极端短时强降水的天

气形势划分为四类, 动力触发是其主要的划分依据。陈晓欣等(2022)也将产生大范围雷暴大风事件的环流形势分为四类, 但并没有给出各自独特的环境特征。相关分型为认识和预报不同类型的强对流天气提供了参考, 但根据相关分型仍然无法准确判定强对流天气的具体类型和区域。

对流系统的形成是大尺度与中尺度系统相互作用的结果: 大尺度环流形势提供形成强对流所需要的热、动力环境条件, 中尺度过程则主要触发对流(Doswell III, 1987)。配料暴洪预报思想是在长期经验总结的基础上, 提炼出的一种普适性的预报框架(Doswell III et al, 1996; Schultz et al, 2002; 俞小鼎, 2011)。对于致洪的高强度降水而言, 其本质物理含义为: 存在与事件的发生具有明确联系的必要环境要素, 通过识别必要环境要素, 可有效提升致洪强降水的预报能力, 并促进致洪强降水等的预报能力提升(Hitchens and Brooks, 2014; Brooks et al, 2019)。Doswell III et al(1996)也指出, 配料思想是一种具有普适性的方法指导, 不仅适用于导致暴洪的短时强降水, 还适用于其他类型强对流天气现象的分析和预报。美国强风暴预报中心最新版本的 NOAA ProbSevere v2.0 中, 可以提供强冰雹、强直线性雷暴大风、龙卷风及混合性强对流的预报产品(Cintineo et al, 2020), 其本质也是配料思想的应用。但无论如何, 对不同种类强对流关键配料的确定, 是关键的一步, 而这又涉及对不同种类强对流大尺度环境成因的认识和理解。

配料思想促进了我国不同种类强对流天气机理成因认识的加深, 为开展我国东亚季风气候背景下的分类强对流预报提供了指导(俞小鼎, 2011)。张小玲等(2010)通过暴雨预报分析表明, 配料在我国的暴雨预报中有很好的可用性。针对我国东亚季风

区的气候特征和环流形势特点,一些研究中也总结提炼了适用于我国的中尺度分析技术规范 and 阈值指标(曹艳察等,2018; Tian et al, 2015; 郑永光等, 2015;张涛等,2013)。我国强对流天气类型多样,不同种类强对流天气的环境要素和配置均存在差别(孙继松等,2014;田付友等,2022),仅通过主观分析,难免会有疏漏,如受多个系统共同影响时,往往难以在有限的时间内完成复杂环境条件的全面详细分析,容易遗漏局地性强对流天气,因此,迫切需要客观预报技术方法的支持。

强对流客观短期预报是业务预报面临的前沿挑战和难题。国内外均有相关的客观预报技术发展,如叠套法(李耀东等,2004)、贝叶斯分类器(Cintineo et al,2020)和人工智能方法(Zhou et al,2019; Tian et al,2022; Hill et al,2023)等。叠套法显著的缺点是所用的物理量之间不是独立的(俞小鼎,2011),显著相关的物理量并不能表征强对流的必要环境要素。Cintineo et al(2020)所用的贝叶斯分类器方法是通过贝叶斯概率理论揭示不同种类强对流可能落区的客观预报方法,本质上也是配料思想的应用。Zhou et al(2019)所用的具体方法为深度学习方法,但关键步骤仍然是黑箱子。Hill et al(2023)所采用的具体方法为随机森林,但目前仅在中期时效试用。Tian et al(2022)融合了配料思想与模糊逻辑方法,实现短时效短时强降水的预报,是物理解与人工智能方法的结合,也是本文研究的一个特例。

本文是物理解与模糊逻辑人工智能方法相融合的分类强对流客观短期预报系统的第一部分,主要从预报系统架构、不同种类强对流天气现象的关键预报因子、预报模型的本质等几方面进行介绍,并探讨了物理解与模糊逻辑人工智能相融合方法具有广泛适用性的本质,预报结果的表现评估将在第二部分给出(田付友等,2024)。

## 1 预报系统的结构

分类强对流客观短期预报系统主要提供短期时效内雷暴、短时强降水、雷暴大风和冰雹四类强对流天气的格点化概率预报产品,目前尚不包含龙卷风预报。预报系统的产品制作加工流程如图 1 所示。

实时运行的分类强对流客观短期预报系统的流程为:针对实时的数值预报模式资料,通过数据提取、解码和参数计算,获得预报模型所必需的物理量输入;物理量根据雷暴、短时强降水、雷暴大风和冰雹预报模型的需要,进入不同的预报模型;经过预报模型处理,得到四类强对流天气发生的格点化的概率。显然地,预报系统中并未包含预报模型建设部分,其原因在于,实时运行的预报系统中仅是预报模型的应用,与实时运行的预报系统相比,预报系统及其包含的预报模型的构建有相对的独立性。

图 2 为预报系统技术流程示意图,其清晰显示了预报模型建设与实时运行的预报系统之间的关系。

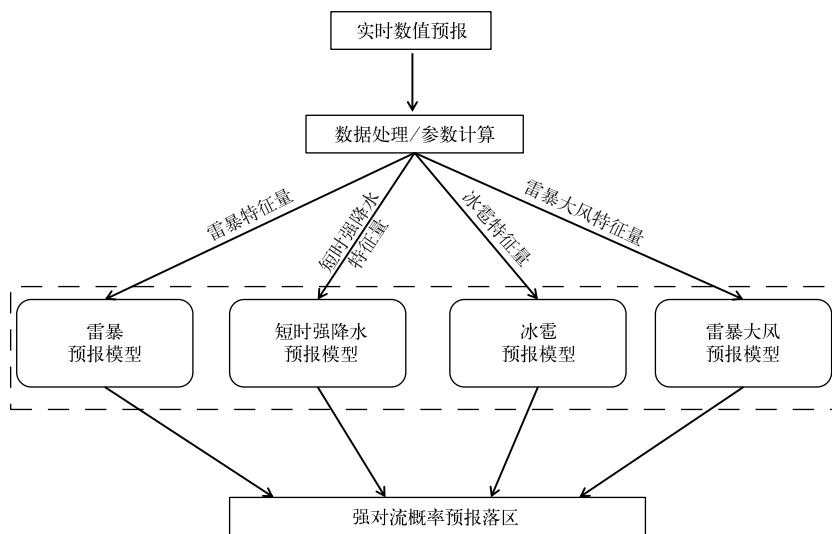


图 1 预报系统结构示意图

Fig. 1 Structural chart of the forecasting system

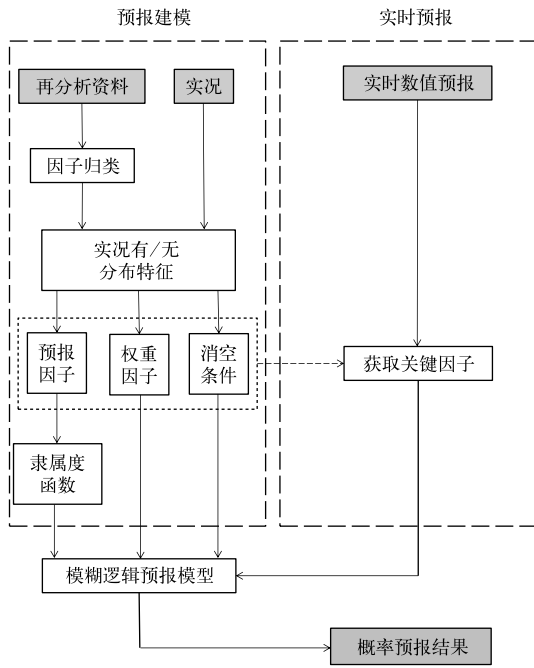


图 2 预报系统技术流程示意图

Fig. 2 Technical roadmap of the forecasting system

预报模型建设部分的主要输入资料是模式再分析资料和强对流实况。再分析资料中提供的可用物理量多达上百个,但对特定强对流现象有指示意义的量是有限的,主要可分为热力、动力和水汽表征量等。对于有限的有指示意义的量,按照物理意义归类是后续处理的基础。对于归类后的预报因子,通过分析有无特定强对流实况时的频率分布,获取每一类因子中指示意义最好的量作为预报因子,并获取权重因子和不利于其出现的条件(消空条件)等关键信息。由于本文采用的是模糊逻辑预报模型,因此对于获取的预报因子,还需要通过一定的数学方法得到预报因子的隶属度函数,从而建立预报量与特定强对流天气现象出现可能性之间的隶属关系,即隶属度。最后通过模糊逻辑处理,完成多个预报因子所表征的环境整体状况的综合判断,给出特定强对流发生可能性的大小。对于接入预报模型的实时预报资料而言,只需要根据预报模型中的必要预报因子和消空条件,解析关键的参量即可。将解析后的相关参量输入预报模型,即可得到依托于实时预报资料的分类强对流概率预报落区。显然地,预报因子的筛选、隶属度函数的获取、权重因子的分配和消空条件的确定是预报模型的关键环节,尤其是预报因子的筛选和隶属度函数的获取。

## 2 关键因素的确定

### 2.1 关键预报因子

对流天气的发生是环境水汽、热力、动力触发等多方面因素共同作用的结果,其中动力触发是对流的必要条件之一,但常用的统计方法中某一方面因子的重要性会被严重低估,且似乎是普遍的现象。Kunz(2007)研究显示,对雷暴预报指示意义好的因子多为表征环境热力特征的因子。田付友等(2015)研究表明,对短时强降水指示意义好的因子多为与水汽和热力相关的因子,动力表征量的重要性被严重低估。从物理成因角度切入的优势在于,限制了预报模型构建过程中具有类似表征意义的预报因子数量,且具有完全不同物理含义和表征意义的参量均能进入预报模型中,从而实现对于特定强对流天气现象的环境条件更准确的表征。

预报系统中通过计算相对频率分布重叠面积大小作为筛选具有表征意义的预报因子的主要依据。对于有和无两分类而言,频率分布图中二者的重叠面积越小,表明该物理量的区分度越好。具有类似表征意义的物理量均有多个,如常用的表征短时强降水环境条件稳定度的量包括最有利抬升指数(BLI)、最佳对流有效位能(BCAPE)、K指数、总指数(TT)等,为简要表明筛选过程,以这几个量作为示例进行说明。图3所示为短时强降水和普通降水时BLI、BCAPE、K指数和TT的频率分布,计算显示,BLI重叠部分的面积为0.52,BCAPE为0.67,K指数为0.70,而TT则为0.96。BLI的重叠面积最小,因此是这几个量中区分度最好的热力表征量。

对不同种类强对流天气现象有指示意义的物理量差别显著。Tian et al(2015)研究表明,整层可降水量(PWAT)、抬升指数(LI)、K指数和925 hPa散度(DIV<sub>925</sub>)是短时强降水的关键预报因子。合适的0°C层高度(Z<sub>0</sub>)是除水汽、热力和动力触发条件以外冰雹预报需要考虑的因素(McNulty, 1995; 曹艳察等, 2018),且垂直方向的温度递减率对冰雹有更好的指示意义。PWAT和Z<sub>0</sub>可显著区分短时强降水和冰雹的有利环境区间(田付友等, 2022)。尽管两级阶梯冰雹的环境热力差异最为显著(曹艳察等, 2018),但将冰雹的环境特征与短时强降水和雷暴大

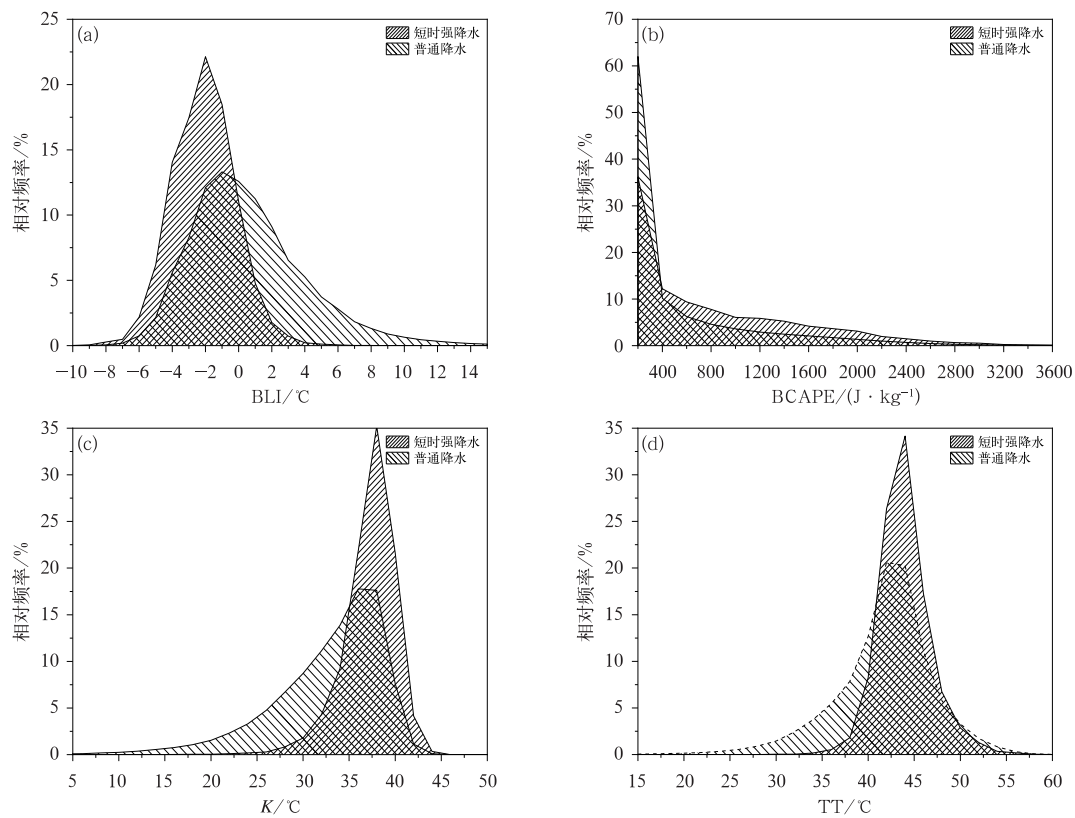


图 3 短时强降水和普通降水时(a)BLI、(b)BCAPE、(c)K 指数和(d)TT 的相对频率分布  
 Fig. 3 Relative frequency distribution of instability indicators of (a) BLI, (b) BCAPE, (c) K index, and (d) TT for short-time severe rainfall and normal precipitation

风相比时发现(田付友等,2022),两级阶梯导致的环境差异与不同种类强对流天气的环境差异相比时显得微乎其微。对雷暴大风而言,存在两种有利于雷暴大风的环境模态配置,分别与短时强降水和冰雹相重叠,且通过干湿模态划分,可显著识别干湿雷暴大风的环境特点(田付友等,2022; Tian et al, 2024b)。通过综合分析相关研究结果,并结合预报实践检验,

给出了预报系统中四类强对流的关键预报要素(图 4)。

客观短期预报系统中四类强对流天气现象的主要预报因子差别明显(图 4)。在当前的预报系统中,雷暴预报的主要因子为动力触发表征量、表征不稳定的 LI 以及相对湿度表征量。短时强降水的主要预报因子包括动力触发表征量、表征不稳定的

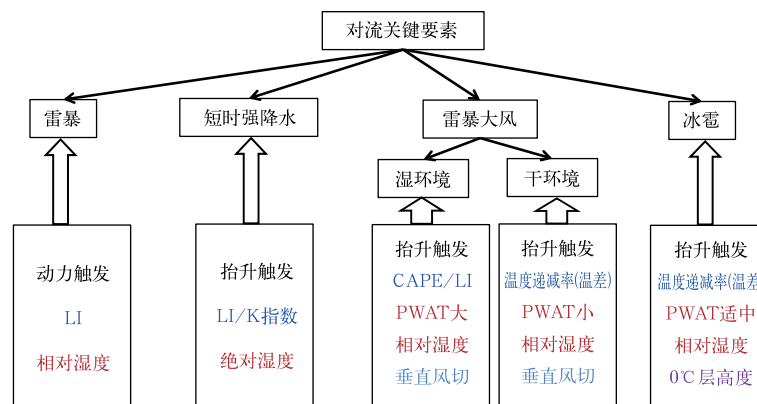


图 4 不同强对流现象的主要预报因子构成  
 Fig. 4 Component of major predictors for different convective phenomena

LI/K 指数以及绝对湿度表征量。Tian et al(2015) 研究显示,比湿和 PWAT 均对不同强度等级的降水有较好的区分度,但考虑 PWAT 是整层比湿的积分,能够更好地表征整个对流层大气的水汽总含量特征,因此当前系统中用 PWAT 表征绝对湿度。雷暴大风则需要区分干湿环境,二者显著的差别在于 PWAT 的大小和热力不稳定条件表征量的不同。湿环境雷暴大风的 PWAT 大,CAPE 或 LI 可有效表征湿环境雷暴大风的 热力稳定度特征;干环境雷暴大风的 PWAT 小,强的温度递减率或高低层温差可以更好地指示干环境雷暴大风的环境稳定度特征。冰雹则需要适当 PWAT 环境下的强温度递减率以及合适的  $Z_0$  区间。

水汽含量的多少对不同种类的强对流天气有不同的意义。雷暴仅需要某些层次的相对湿度较高,这也是不同海拔高度地区和不同季节均能够出现雷暴的原因。短时强降水则要求足够高的绝对湿度。冰雹则同时需要关注环境绝对湿度和相对湿度条件,雷暴大风则需要在考虑绝对湿度的基础上,考虑相对湿度的分布情况。因此,从对流要素的构成而言,雷暴条件最容易满足,雷暴大风的环境条件是最复杂的。田付友等(2022)指出,雷暴大风存在干湿两种环境配置模态,分别与利于短时强降水和冰雹的环境特征相重合,而  $Z_0$  和 PWAT 均可显著区分短时强降水和冰雹的环境。对于我国雷暴和冰雹的机理成因,雷暴的环境条件是最容易达到的,即霰-冰共存的特定温度层结和过饱和水含量层,尽管这方面尚没有统一的认识(Rakov and Uman,2003),但业务分析显示在多数情况下是有效的,而这些特征可以通过热力不稳定和相对湿度得到表征。冰雹是强雷暴云的产物,产生雷暴的对流中冰相粒子存在上升和下沉等多种运动方向,部分粒子下落到地面。当到达地面的粒子仍保持为冰相时,即为冰雹;当到达地面的粒子部分融化时,则为霰;完全融化时,则为雨滴。 $Z_0$  的高低决定了冰相粒子下落到地面过程中所经历距离的可能大小,即时间的长短,环境 PWAT 含量和相对湿度的大小决定了下落过程中粒子融化速率的大小。在较高的  $Z_0$ 、较高的 PWAT 含量和趋于饱和的环境中,粒子将经历相对长的融化时间和相对高的融化速率,其到达地面时更难以保持冰相粒子的相态,而在偏低的  $Z_0$  和合适的 PWAT 含量环境中,冰相粒子更容易到达地面,形成冰雹。

## 2.2 隶属度函数

隶属度表征的是物理量的取值与目标参量之间隶属关系的强弱程度,隶属度函数则是反映物理量的取值区间与目标参量间的隶属度强弱的函数表达式。通过隶属度函数,可以形成分析参量与目标参量之间的映射,并通过 0.0~1.0 的量值,表征隶属度的强弱。0.0 表示没有隶属关系,1.0 表示完全隶属。当前多通过经验方法得到相关的隶属度函数,三角形、梯形、钟型、高斯型分布等均是常见的隶属度函数型态(Rajabi et al,2010)。分段线性化是强对流短时临近预报时段广泛应用的隶属度函数获取方法(Mueller et al,2003; Park et al,2009; Rossi et al,2013),如何通过更好的数学方法获取隶属度函数是正在解决的问题(Bhattacharyya and Mukherjee,2020)。

本系统中通过分段线性化得到不同种类强对流天气关键预报因子的隶属度函数。分段线性化处理使得多个物理意义不同、取值范围差别巨大、不同单位的物理量在统一的框架下具有可比性。具体处理为:对于选定的关键预报因子,计算其关键百分位值,以相应的百分位值作为阈值,将物理量划分为不同的隶属度区间,并主观给定相应的隶属度。Tian et al(2022)以短时强降水的具体实现过程为例,展示了具体的处理过程。短时强降水预报实现中,根据预报因子的取值,将其划分为 5 个具体的区间,当预报因子的量值达到各自相应的区间时,分别赋予 0.2、0.4、0.6、0.8 和 1.0 的隶属度值。图 5 中实线所示为用于短时强降水预报的 BLI(图 5a)和 PWAT(图 5b)的隶属度函数分布。针对不同的强对流天气现象各自有表征意义的物理量,均通过分段线性化得到隶属度函数。该方法的优点是,将具体物理量的量值与经验性的弱、中和强等级之间建立了直接的联系,即隶属度 0.2、0.6 和 1.0 可以分别定义为弱、中和强,0.4 和 0.6 分别为弱到中和中到强的强度等级;但缺点也很明显,即对于给定的预报因子,必将在某一量值区间达到 1.0 的隶属度与物理解释中单一物理量难以指示特定的强对流天气不符。Tian et al(2024a)正在研究理论上能够替代分段线性化隶属度函数获取方式,理论上的结果是连续的(图 5 中虚线),且可以克服当前所用的分段线性化方法中的短板,但仅针对短时强降水做了测试,完全替代当前的分段线性化方法还需要开展更多的工作。

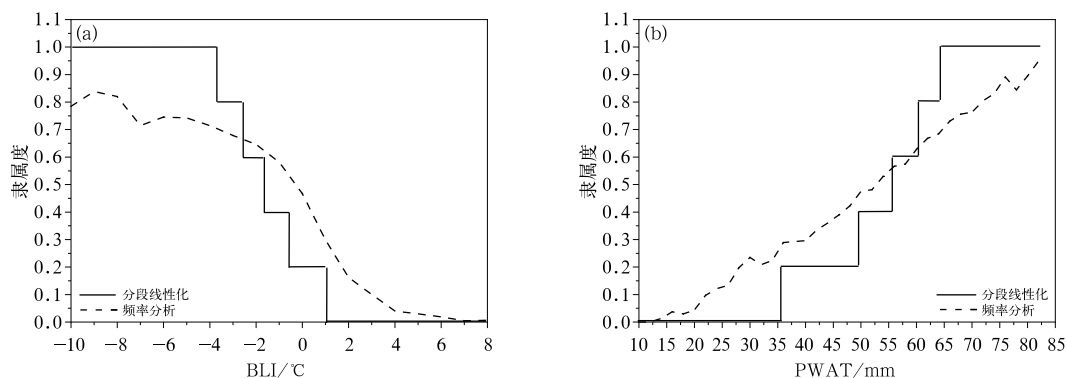


图 5 使用分段线性化和频率分析方法得到的短时强降水预报的

(a)BLI 和(b)PWAT 的隶属度函数分布

Fig. 5 Distribution of (a) BLI and (b) PWAT membership functions obtained by means of piecewise linearization and frequency analysis for short-time severe rainfall

### 2.3 权重因子

预报因子的权重分配理论上也是影响预报结果的重要方面。Tian et al(2022)针对短时强降水的预报中,通过排列组合处理,对关键预报因子的 80 多种权重配置方案结果进行了对比,并设置了等权重对比检验组。长时段资料的检验显示,尽管当某些因子的权重较大时,可以一定程度上改进客观检验指标,但这种改进并不显著,预报因子对结果的决定性作用更为显著。在另外一组实验中(Tian et al,2024a),也测试了基于图 3 中重叠面积的大小来确定权重因子的方法,但与等权重因子分配相比,对结果的影响不显著。鉴于此,当前预报系统中,雷暴、短时强降水、雷暴大风和冰雹的因子权重均与所用的因子个数相关,在总权重等于 1.0 的前提下,每一类权重因子均是相等的。

### 2.4 消空条件

适当的消空处理可有效减少空报,用于判断是否利于特定强对流出现的消空条件的确定十分关键。强对流天气现象不同,关键预报因子不同,关键阈值信息差别显著,但考虑到不同地区气候差异的影响,针对全国范围得到的结论并不完全适用于特定的小区域,因此这部分信息没有给出,建议将相关物理量的第 5(某些量为第 95)百分位作为消空阈值。模式预报降水或回波等物理量也可作为有效的消空条件。

### 2.5 预报结果

在确定隶属度函数、权重因子和消空条件的基础上,采用模糊逻辑人工智能方法,实现特定强对流天气现象的概率预报。预报模型表达式为:

$$P = \frac{\sum_{i=1}^n f_i \omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i}$$

式中: $P$  是预报概率, $n$  是预报因子的数量, $\omega_i$  是预报因子的权重, $f_i$  是相应的隶属度函数。显然地,通过逐格点的计算,即可得到特定强对流天气现象在某一预报时次的空间概率分布。

## 3 预报模型的物理内涵理解

对强对流天气而言,存在产生强对流天气的多种环流形势配置(许爱华等,2014),但仍然无法清晰解释出现和未出现特定强对流天气现象的环流形势之间的差异。本文中物理解与模糊逻辑人工智能相结合的方法通过客观化的处理,提供特定强对流天气的概率落区,具有手工操作无法比拟的优势。不稳定的层结结构、足够多的水汽含量和一定的抬升触发机制是暖季深厚湿对流出现的必要条件(Doswell III et al,1996)。深厚湿对流的三方面要素相互作用,有些要素是必需的,有些物理量则需要达到一定的强度,但在理解上存在一定的困难

(Schultz et al, 2002), 如水汽含量达到多少是充足的或足够的? 此外, 对于三方面要素的相互作用, 在实际预报中如何理解, 业务应用中是否具有可操作性, 均需要解释。仍然以短时强降水的客观概率预报实现为例, 基于 Tian et al(2022)所用的短时强降水客观预报关键物理量, 探讨物理解与模糊逻辑人工智能相结合的方法适用于强对流预报的内在原因。

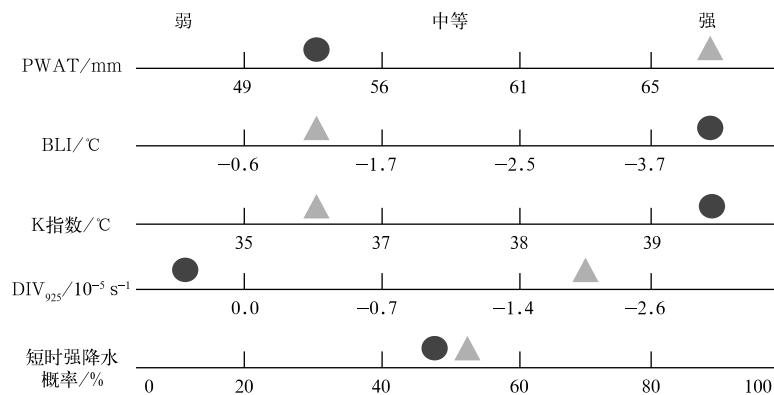
以短时强降水为例的分段线性化及其与可能的短时强降水潜势的关系如图 6 所示。从图中可知, 不同的值被划归至不同的强弱区间, 从而对应了不同的强度。图中实心圆和实心三角分别表示两种环流形势下的环境要素配置, 其中实心圆表示的是水汽含量弱到中等、潜在不稳定条件强和动力触发条件偏弱的环境, 而实心三角表示的是具有水汽含量高、潜在不稳定中等和中到强的抬升触发条件的环境。盛夏时节副热带高压外围的短时强降水环境是实心圆所示的环境, 而部分登陆台风短时强降水则具备实心三角所示的环境特征, 但二者所对应的短时强降水的可能性相当。可见, 这一处理方式涵盖了产生短时强降水的环境条件的多样性和复杂性。Luo et al(2016)研究显示, 产生高强度短时强降水的有利环境配置包括热带气旋、地面锋面、涡旋/切变线和弱触发背景等几类。如图 6 所示, 通过自动

匹配, 将很容易得到不同方面要素具体的强弱区间, 即隶属度, 并给出逐格点的短时强降水概率。

## 4 结论和讨论

本文详细介绍了可同时提供雷暴、短时强降水、雷暴大风和冰雹四类强对流天气预报落区的, 融合物理解与模糊逻辑人工智能方法的客观预报系统的框架流程和实现方式, 给出了不同种类强对流天气的关键预报因子、隶属度函数和权重因子确定方法, 以短时强降水的预报实现为例, 探讨了该方法的普遍适用性。该系统方法提供了制作分类强对流客观预报的一种新方式。

基于物理解, 关键预报因子具体化、具有较好的适应性是物理解与模糊逻辑人工智能相融合方法的重要特点。无论是全球变暖还是区域气候特征变化, 特定强对流天气现象形成的机理和环境条件要求是不变的。该方法可有效捕获环境特征变化对是否有利于特定强对流天气现象出现的影响, 即使是历史上从未出现过的气候区域。首先, 对每一种强对流天气现象, 从大量的可用物理量中筛选有表征意义的量, 将具体使用的预报物理量从开放式的不确定缩减至有限的数目; 其次, 通过分段线性化处理, 实现了具有不同单位和表征意义的物理量之间



注: 刻度线下的值为原始量值表示等级划分的阈值, 实心圆和实心三角分别表示两种环境条件下的要素配置。

图 6 以短时强降水为例的分段线性化及其与可能的短时强降水潜势的关系示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the piecewise linearization of short-time severe rainfall related predictors and their relations with the probability of short-time severe rainfall



的可比性;再次,通过概率方式对结果进行表征,传递了预报不确定性的信息,更真实反映实际预报过程中多要素相互作用的特征。

系统提供的四类强对流天气现象的预报落区是由相对独立的模块提供的,但彼此之间有一定的从属关系。雷暴预报落区也作为雷暴大风和冰雹的消空条件,用于雷暴大风和冰雹预报落区的控制,尽管这并不完全合理(Williams, 2001)。但雷暴预报落区并未用于短时强降水的消空。因此,在当前的预报系统中,雷暴大风和冰雹的落区不会超出雷暴的落区范围,短时强降水存在这种可能。其原因在于,雷暴大风和冰雹均由发展旺盛的较强对流产生,此时对流中往往已经产生雷暴。而对于短时强降水,极端强对流和极端强降雨并无一一对应的关系(Zipsper and Liu, 2021),且存在粒子特征显著不同的大陆型降水和热带型低质心降水两类(Bringi et al, 2003),大陆型降水系统中的短时强降水往往伴有雷电,但雷电并不一定是热带型低质心强降水的伴随产物。其环境原因在于,多种相态共存的一40~0℃的环境温度是雷暴云的关键温度层结(Rakov and Uman, 2003),而低质心暖云的强回波区主要位于0℃层以下(Vitale and Ryan, 2013; 田付友等, 2018),不利于雷电的产生。

大尺度环境特征分析和提取是开展不同种类强对流客观预报的基础,但部分细节仍待进一步研究和确认。首先是雷暴的环境表征量问题,一般认为,大部分闪电来自于积雨云,超过 $6.0\text{ }^{\circ}\text{C}\cdot\text{km}^{-1}$ 的湿绝热递减率、过饱和水含量和利于多种相态共存的温度层结结构是利于雷暴的主要环境特征,且霰-冰起电机得到越来越广泛的认可,但关于雷暴的环境仍没有统一的认识(Rakov and Uman, 2003)。本文中选用的表征量在多数情况下似乎都是有效的,但在一些情况下,如台风对流中,存在明显的空报,在后续工作中需要开展更有针对性的研究。其次是关于雷暴大风、冰雹和短时强降水环境特征与国际类似结果的不一致。短时强降水在美国并未归类于强对流(Doswell III, 2001),美国和欧洲一般定义不低于 $25.0\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的对流性大风为强雷暴大风,而冰雹则为直径不小于四分之三英寸(约2 cm)(Doswell III, 2001; Pacey et al, 2021)。因此,前述关键预报因子仅反映了我国不同种类强对流的独特环境特征。此外,对于环境特征的认识也在不断地进步中,如俞小鼎(2014)指出的湿球温度是更合适

的指示冰雹融化层的近似高度,Tian et al(2024b)和田付友等(2022)针对雷暴大风的研究表明,我国雷暴大风存在干湿两种环境模态配置特征等,如何在充分考虑不同强对流天气物理成因和环境表征量物理意义的基础上,改进客观预报,并探索对极端强对流的适用性,将是今后继续开展的工作。关于隶属度函数的问题,当前系统中使用的是分段线性化方法获取隶属度函数,预报因子在理论上总能达到1.0的隶属度,这与单一的物理量不能有效指示特定的强对流天气现象不一致。如何通过更科学的方式获取连续分布的隶属度函数,Tian et al(2024a)做了进一步的探讨,但如何获取具有坚实数学和物理基础的隶属度函数,也是需要深入研究解决的问题。

## 参考文献

- 曹艳察,田付友,郑永光,等,2018. 中国两级阶梯地势区域冰雹天气的环境物理量统计特征[J]. 高原气象, 37(1): 185-196. Cao Y C, Tian F Y, Zheng Y G, et al, 2018. Statistical characteristics of environmental parameters for hail over the two-step terrains of China[J]. Plateau Meteor, 37(1): 185-196(in Chinese).
- 陈晓欣,俞小鼎,王秀明,2022. 中国大范围雷暴大风事件(Derechos)研究:时空分布、环境背景和对流系统形态特征[J]. 气象学报, 80(1): 67-81. Chen X X, Yu X D, Wang X M, 2022. Investigation of derechos in China: spatiotemporal distribution, environmental characteristics, and morphology of derechos producing convective systems[J]. Acta Meteor Sin, 80(1): 67-81(in Chinese).
- 李耀东,高守亭,刘健文,2004. 对流量计算及强对流天气落区预报技术研究[J]. 应用气象学报, 15(1): 10-20. Li Y D, Gao S T, Liu J W, 2004. A calculation of convective energy and the method of severe weather forecasting[J]. J Appl Meteor Sci, 15(1): 10-20(in Chinese).
- 孙继松,戴建华,何立富,等,2014. 强对流天气预报的基本原理与技术方法[M]. 北京:气象出版社: 64-184. Sun J S, Dai J H, He L F, et al, 2014. Basic Concepts and Technologic Methods of Severe Convective Weather Forecasting[M]. Beijing: China Meteorological Press: 64-184(in Chinese).
- 孙军,周兵,宗志平,等,2010. 重庆开县雷击事件天气背景分析[J]. 气象, 36(3): 70-76. Sun J, Zhou B, Zong Z P, et al, 2010. Analysis of a lightning stroke event at Kaixian, Chongqing[J]. Meteor Mon, 36(3): 70-76(in Chinese).
- 田付友,张小玲,曹艳察,等,2022. 中国中低海拔地区三类强对流天气环境条件的基本气候特征[J]. 高原气象, 41(6): 1446-1459. Tian F Y, Zhang X L, Cao Y C, et al, 2022. Baseline climatology of environmental parameters for three severe convective weather phenomena over middle-low areas of China[J]. Plateau Meteor, 41(6): 1446-1459(in Chinese).

- 田付友,郑永光,坚参扎西,等,2024.融合物理解与模糊逻辑的分类强对流客观短期预报系统:(2)表现评估[J].气象,doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2024.031402. Tian F Y, Zheng Y G, Jiancan Z X, et al, 2024. Physical understanding and fuzzy logic combined forecasting system for short-term multi-category convective phenomena, Part II: performance evaluation[J]. Meteor Mon, doi: 10.7519/j.issn.1000-0526.2024.031402 (in Chinese).
- 田付友,郑永光,张涛,等,2015.短时强降水诊断物理量敏感性的点对面检验[J].应用气象学报,26(4):385-396. Tian F Y, Zheng Y G, Zhang T, et al, 2015. Sensitivity analysis of short-duration heavy rainfall related diagnostic parameters with point-area verification[J]. J Appl Meteor Sci, 26(4):385-396(in Chinese).
- 田付友,郑永光,张小玲,等,2018.2017年5月7日广州极端强降水对流系统结构、触发和维持机制[J].气象,44(4):469-484. Tian F Y, Zheng Y G, Zhang X L, et al, 2018. Structure, triggering and maintenance mechanism of convective systems during the Guangzhou extreme rainfall on 7 May 2017[J]. Meteor Mon, 44(4):469-484(in Chinese).
- 王静爱,史培军,刘颖慧,等,1999.中国1990~1996年冰雹灾害及其时空动态分析[J].自然灾害学报,8(3):46-53. Wang J A, Shi P J, Liu Y H, et al, 1999. Hail disaster in China during 1990-1996 and its dynamic spatial and temporal analysis[J]. J Nat Dis, 8(3):46-53(in Chinese).
- 王秀明,俞小鼎,周小刚,等,2012.“6·3”区域致灾雷暴大风形成及维持原因分析[J].高原气象,31(2):504-514. Wang X M, Yu X D, Zhou X G, et al, 2012. Study on the formation and evolution of “6·3” damage wind[J]. Plateau Meteor, 31(2):504-514(in Chinese).
- 许爱华,孙继松,许东蓓,等,2014.中国中东部强对流天气的天气形势分类和基本要素配置特征[J].气象,40(4):400-411. Xu A H, Sun J S, Xu D B, et al, 2014. Basic synoptic situation classification and element character of severe convection in China[J]. Meteor Mon, 40(4):400-411(in Chinese).
- 许小峰,2004.雷电灾害与监测预报[J].气象,30(12):17-21. Xu X F, 2004. Lightning induced disasters and its detecting and forecasting[J]. Meteor Mon, 30(12):17-21(in Chinese).
- 俞小鼎,2011.基于构成要素的预报方法-配料法[J].气象,37(8):913-918. Yu X D, 2011. Ingredients based forecasting methodology[J]. Meteor Mon, 37(8):913-918(in Chinese).
- 俞小鼎,2014.关于冰雹的融化层高度[J].气象,40(6):649-654. Yu X D, 2014. A note on the melting level of hail[J]. Meteor Mon, 40(6):649-654(in Chinese).
- 张涛,关良,郑永光,等,2020.2019年7月3日辽宁开原龙卷灾害现场调查及其所揭示的龙卷演变过程[J].气象,46(5):603-617. Zhang T, Guan L, Zheng Y G, et al, 2020. Damage survey of the 3 July 2019 Kaiyuan Tornado in Liaoning Province and its evolution revealed by disaster[J]. Meteor Mon, 46(5):603-617(in Chinese).
- 张涛,蓝渝,毛冬艳,等,2013.国家级中尺度天气分析业务技术进展 I:对天气环境场分析业务技术规范改进与产品集成系统支撑技术[J].气象,39(7):894-900. Zhang T, Lan Y, Mao D Y, et al, 2013. Advances of mesoscale convective weather analysis in NMC I: convective weather environment analysis and supporting techniques[J]. Meteor Mon, 39(7):894-900 (in Chinese).
- 张小玲,陶诗言,孙建华,2010.基于“配料”的暴雨预报[J].大气科学,34(4):754-766. Zhang X L, Tao S Y, Sun J H, 2010. Ingredients-based heavy rainfall forecasting[J]. Chin J Atmos Sci, 34(4):754-766(in Chinese).
- 张小玲,杨波,朱文剑,等,2016.2016年6月23日江苏阜宁EF4级龙卷天气分析[J].气象,42(11):1304-1314. Zhang X L, Yang B, Zhu W J, et al, 2016. Analysis of the EF4 tornado in Funing County, Jiangsu Province on 23 June 2016[J]. Meteor Mon, 42(11):1304-1314(in Chinese).
- 郑永光,周康辉,盛杰,等,2015.强对流天气监测预报预警技术进展[J].应用气象学报,26(6):641-657. Zheng Y G, Zhou K H, Sheng J, et al, 2015. Advances in techniques of monitoring, forecasting and warning of severe convective weather[J]. J Appl Meteor Sci, 26(6):641-657(in Chinese).
- Bhattacharyya R, Mukherjee S, 2020. Fuzzy membership function evaluation by non-linear regression: an algorithmic approach[J]. Fuzzy Inf Eng, 12(4):412-434.
- Bring V N, Chandrasekar V, Hubbert J, et al, 2003. Raindrop size distribution in different climatic regimes from disdrometer and dual-polarized radar analysis[J]. J Atmos Sci, 60(2):354-365.
- Brooks H E, Doswell III C A, Zhang X L, et al, 2019. A century of progress in severe convective storm research and forecasting[J]. Meteor Monogr, 59(1):18.1-18.41.
- Cintineo J L, Pavolonis M J, Sieglaff J M, et al, 2020. NOAA ProbSevere v2.0-ProbHail, ProbWind, and ProbTor[J]. Wea Forecasting, 35(4):1523-1543.
- Doswell III C A, 1987. The distinction between large-scale and mesoscale contribution to severe convection: a case study example[J]. Wea Forecasting, 2(1):3-16.
- Doswell III C A, 2001. Severe convective storms-an overview[M]// Doswell III C A. Severe Convective Storms. Boston: American Meteorological Society:1-26.
- Doswell III C A, Brooks H E, Maddox R A, 1996. Flash flood forecasting: an ingredients-based methodology[J]. Wea Forecasting, 11(4):560-581.
- Hill A J, Schumacher R S, Jirak I L, 2023. A new paradigm for medium-range severe weather forecasts: probabilistic random forest-based predictions[J]. Wea Forecasting, 38(2):251-272.
- Hitchens N M, Brooks H E, 2014. Evaluation of the storm prediction center's convective outlooks from day 3 through day 1[J]. Wea Forecasting, 29(5):1134-1142.
- Kunz M, 2007. The skill of convective parameters and indices to predict isolated and severe thunderstorms[J]. Nat Hazards Earth Syst Sci, 7(2):327-342.
- Luo Y L, Wu M W, Ren F M, et al, 2016. Synoptic situations of extreme hourly precipitation over China[J]. J Climate, 29(24):

- 8703-8719.
- McNulty R P, 1995. Severe and convective weather: a central region forecasting challenge[J]. *Wea Forecasting*, 10(2):187-202.
- Meng Z Y, Yao D, Bai L Q, et al, 2016. Wind estimation around the Shipwreck of Oriental Star based on field damage surveys and radar observations[J]. *Sci Bull*, 61(4):330-337.
- Mueller C, Saxen T, Roberts R, et al, 2003. NCAR Auto-Nowcast System[J]. *Wea Forecasting*, 18(4):545-561.
- Pacey G P, Schultz D M, Garcia-Carreras L, 2021. Severe convective windstorms in Europe: climatology, preconvective environments, and convective mode[J]. *Wea Forecasting*, 36(1):237-252.
- Park H S, Ryzhkov A V, Zrnić D S, et al, 2009. The hydrometeor classification algorithm for the polarimetric WSR-88D: description and application to an MCS[J]. *Wea Forecasting*, 24(3):730-748.
- Rajabi M, Bohloli B, Ahangar E G, 2010. Intelligent approaches for prediction of compressional, shear and Stoneley wave velocities from conventional well log data: a case study from the Sarvak carbonate reservoir in the Abadan Plain (Southwestern Iran) [J]. *Comput Geosci*, 36(5):647-664.
- Rakov V A, Uman M A, 2003. *Lightning: Physics and Effects*[M]. Cambridge: Cambridge University Press:67-107.
- Rossi P J, Hasu V, Koistinen J, et al, 2013. Analysis of a statistically initialized fuzzy logic scheme for classifying the severity of convective storms in Finland[J]. *Meteor Appl*, 21(3):656-674.
- Schultz D M, Cortinas Jr J V, Doswell III C A, 2002. Comments on "an operational ingredients-based methodology for forecasting midlatitude winter season precipitation"[J]. *Wea Forecasting*, 17(1):160-167.
- Tian F Y, Xia K, Sun J H, et al, 2024a. Ingredients-based methodology and fuzzy logic approach combined short-term short-duration heavy rainfall forecasting, an improved scheme[J]. *J Trop Meteorol*, doi:10.3724/j.1006-8775.2024.022.
- Tian F Y, Zhang X L, Sun J H, et al, 2024b. Climatology and pre-convection environmental conditions of dry and wet thunderstorm high winds over eastern China[J]. *Theor Appl Climatol*, 155(2):1493-1506.
- Tian F Y, Zhang X L, Xia K, et al, 2022. Probability forecasting of short-term short-duration heavy rainfall combining ingredients-based methodology and fuzzy logic approach[J]. *Atmosphere*, 13(7):1074.
- Tian F Y, Zheng Y G, Zhang T, et al, 2015. Statistical characteristics of environmental parameters for warm season short-duration heavy rainfall over central and eastern China[J]. *J Meteor Res*, 29(3):370-384.
- Vitale J D, Ryan T, 2013. Operational recognition of high precipitation efficiency and low-echo-centroid convection [J]. *J Operational Meteorol*, 1(12):128-143.
- Williams E R, 2001. The electrification of severe storms [M] // Doswell III C A. *Severe Convective Storms*. Boston: American Meteorological Society:527-561.
- Xue M, Zhao K, Wang M, et al, 2016. Recent significant tornadoes in China[J]. *Adv Atmos Sci*, 33(11):1209-1217.
- Yin J F, Gu H D, Liang X D, et al, 2022. A possible dynamic mechanism for rapid production of the extreme hourly rainfall in Zhengzhou City on 20 July 2021[J]. *J Meteor Res*, 36(1):6-25.
- Zhou K H, Zheng Y G, Li B, et al, 2019. Forecasting different types of convective weather: a deep learning approach[J]. *J Meteor Res*, 33(5):797-809.
- Zipser E J, Liu C T, 2021. Extreme convection vs. extreme rainfall: a global view[J]. *Curr Climate Change Rep*, 7(4):121-130.

(本文责编:侯翠梅)