

顾建峰,周国兵,刘伯骏,等,2020.人工智能技术在重庆临近预报业务中的初步研究与应用[J].气象,46(10):1286-1296. Gu J F, Zhou G B, Liu B J, et al, 2020. Study on artificial intelligence technology and its application to Chongqing operational nowcasting[J]. Meteor Mon, 46(10): 1286-1296 (in Chinese).

人工智能技术在重庆临近预报业务中的初步研究与应用^{*}

顾建峰¹ 周国兵² 刘伯骏² 聂磊³ 张亚萍² 张勇² 吴胜刚²

1 重庆市气象局,重庆 401147

2 重庆市气象台,重庆 401147

3 百度智能云事业部,北京 100193

提 要: 从大量研究工作中可知,人工智能(AI)技术可以用于改进强对流天气临近预报。重庆市气象局与百度公司合作,基于 2008—2018 年的天气雷达数据,采用 TrajGRU 技术,初步建立了三维雷达回波智能临近预报模型。结合地面观测资料和 U-net 技术,对雷暴大风和冰雹进行智能识别。将以上技术用于降水、雷暴大风和冰雹的临近预报业务中。与 SWAN 产品相比,AI 产品在回波演变预报方面有明显优势。雷达回波智能预报能力随时间降低的速度低于传统外推方法,对长时效雷达回波预报明显提升。降水智能预报较 SWAN 降水预报有一定程度提高。在 2019 年业务试运行过程中,雷暴大风、冰雹智能预报模型提前量分别为 77 和 37 min。AI 技术在重庆的强对流天气临近预警业务中的研究与应用已初见成效。

关键词: 雷达回波,人工智能,临近预报,业务应用

中图分类号: P456

文献标志码: A

DOI: 10.7519/j.issn.1000-0526.2020.10.003

Study on Artificial Intelligence Technology and Its Application to Chongqing Operational Nowcasting

GU Jianfeng¹ ZHOU Guobing² LIU Bojun² NIE Lei³ ZHANG Yaping²

ZHANG Yong² WU Shenggang²

1 Chongqing Meteorological Service, Chongqing 401147

2 Chongqing Meteorological Observatory, Chongqing 401147

3 Department of AI and Cloud Technology, Baidu Inc., Beijing 100193

Abstract: Previous researches showed that the application of artificial intelligence (AI) techniques could substantially improve severe convective weather nowcasting capabilities. Cooperating with Baidu Inc., Chongqing Meteorological Service preliminarily implemented the intelligent nowcasting model of three-dimensional radar echo using TrajGRU technique based on the radar data of 2008—2018. Together with the ground observation data and the U-net technique, the intelligent identification model of thunderstorm gale and hail were established. The AI techniques above were used to operational thunderstorm gale, hail and precipitation nowcasting. Compared to the operational products of the Severe Weather Automatic Nowcast (SWAN) system, AI products showed obvious improvement in the prediction of radar echo evolution. The intelligent prediction ability of radar echo decreased with time at a lower speed than that of the traditional

^{*} 重庆市基础研究与前沿探索项目(estc2018jcyjAX0434)和重庆市气象局创新团队项目(ZHCXTD-201803)共同资助

2019 年 11 月 22 日收稿; 2020 年 7 月 17 日收修定稿

第一作者:顾建峰,主要从事数值模式同化研究. E-mail: gujif@cma.gov.cn

通讯作者:周国兵,主要从事天气预报、环境气象预报研究工作. E-mail: zhou-gb@163.com

extrapolation method, and the prediction for longer lead times was improved. Verification showed that AI precipitation forecast had a higher skill than SWAN to a certain extent. During the 2019 trial operational application period, the lead times of intelligent forecast model for thunderstorm gale and hail forecast were 77 min and 37 min, respectively. The research and application of AI techniques in the early warning of severe convective weather in Chongqing have achieved initial results.

Key words: radar echo, artificial intelligence (AI), nowcasting, operational application

引 言

在天气预报业务中,临近预报通常是指对某一区域未来短时间段内(0~2 h)的短时强降水、冰雹、雷暴大风、龙卷、雷电等强对流天气进行预测,在气象灾害防御中具有极为重要的作用。目前,强对流天气临近预报的主要方法,就是利用地面自动气象站、天气雷达、气象卫星和闪电定位仪等监测手段,对强对流天气进行判识,并对强对流天气系统进行识别、追踪和外推预报,从而为预报员提供 0~2 h 强对流天气临近预报参考产品(郑永光等,2015;孙继松等,2014)。

业务上较为常用的外推技术可分为两种:基于区域的外推预报方法和基于对象的外推预报方法。前者以 TREC(tracking radar echoes by correlation)为代表,后者以 SCIT(storm cell identification and tracking)和 TITAN(thunderstorm identification, tracking, analysis, and nowcasting)为代表。在业务上,做好大范围回波外推临近预报的关键是获得平滑真实的回波运动场并追踪回波移动特征(曹春燕等,2015)。Rinehart and Garvey(1978)发展的 TREC 技术,被广泛用于估计回波运动场(Mueller et al,2003)。在此基础上,发展出了 CO-TERC(continuity of tracking radar echoes by correlation)(胡胜等,2011)、DITREC(difference image-based tracking radar echo by correlation)(张亚萍等,2006)、MTREC(multi-scale tracking radar echoes by cross-correlation scheme)(Wang et al,2013)等产品,进一步提高了外推方法在临近预报中的可用性。此外,光流法(Horn and Schunck,1981;韩雷等,2008;曹春燕等,2015)通过计算雷达回波的光流场得到回波的运动矢量场,计算时既考虑连续时次回波的变化,又考虑相邻位置回波的变化,得到的回波运动矢量场用于强度及形状随时间变化较快的回波预报

时,效果好于相关法。相比于 TREC 等基于区域的外推方法,基于对象的外推方法能够给出每个风暴单体的特征,为风暴演变分析提供帮助。新一代天气雷达主用户终端子系统(principal user processor,PUP)中,就包含了 SCIT 算法(Johnson et al,1998;俞小鼎等,2006;胡胜等,2011)。其提供的风暴单体路径和属性信息,是冰雹指数、中气旋等产品的基础。TITAN(Dixon and Wiener,1993)算法由于其良好的识别、追踪性能,也被广泛应用于临近预报业务中(韩雷等,2007;Han et al,2009)。中国气象局灾害天气短时临近预报系统(SWAN)也包含了 SCIT 和 TITAN 产品。

上述方法在预报未来回波时未考虑回波演变,预报准确性随预报时效快速下降(胡胜等,2012;王丹等,2014;龙清怡等,2014)。而高分辨率中尺度数值模式虽然能够预报对流系统的发展趋势,但由于模式初始场协调和资料同化时效等问题,其最初几个小时内的预报结果无法直接用于临近预报。人工智能(AI)技术可以处理最近几个时次及相邻区域与当前系统状态之间的内在关系,改进对时空背景信息的利用,近年来被广泛用于雷达回波及强对流天气的临近预报(McGovern et al,2017;李文娟等,2018;Reichstein et al,2019)。在气象领域中,AI 善于处理多预报因子问题,其快速吸纳多种分散资料来源(例如,雷达和卫星资料、数值模式输出产品、地面观测资料等)进行强对流天气临近预报的能力优于预报员人工分析和数值预报的能力。Lagerquist et al(2017)利用机器学习模型,将风暴单体、风暴运动和风暴形状特征及近风暴环境探空指数等作为预报因子,进行美国大陆 1 km 分辨率、90 min 时效的灾害性直线型(非龙卷)对流性大风($\geq 25.7 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$)概率预报。林青等(2017)基于 19 个月的雷达数据,利用卷积长短期记忆神经网络(ConvLSTM),通过模型计算未来 3 h 每 6 min 雷达反射率因子矩阵,进而换算未来 3 h 各个站点累积降水量,明显降低

了降水预报漏报率。韩丰等(2019)使用预测循环神经网络,利用历史雷达组合反射率因子建模,给出组合反射率因子未来 1 h 的预报,结果表明,该方法与基于相关法的 1 h 雷达外推临近预报相比,临界成功指数(CSI)和命中率(POD)均有提升,虚警率(FAR)降低,对反射率因子强度变化有一定预报能力。香港科技大学的 Shi et al(2015)基于 2011—2013 年香港雷达观测数据,比较了 ConvLSTM、全连接 LSTM 和光流法对于降水临近预报的预报能力,结果表明 ConvLSTM 方法在方差、CSI、相关系数等性能上均有一定改善。

大量研究表明,AI 技术可以用于改进强对流天气临近预报。为了将 AI 技术用于实际业务,需要具有丰富临近预报产品开发、分析及预报经验的人员与拥有较完善的 AI 技术的专业人员鼎力合作。百度云 ABC(AI、Big Data and Cloud Computing)智能平台,基于 TensorFlow、PaddlePaddle 等多种深度学习框架与网络结构,快捷生成端计算模型及封装 SDK(software development kit),为 AI 在业务中使用提供强大的技术支持。重庆市气象局与百度合作,基于历史长期观测资料,尝试研究建立智能化的强对流天气分类识别模型,并开展业务应用,提升临近预警的精准度和时间提前量,以期提高强对流天气的智能监测与预警水平。

1 人工智能模型构建

1.1 雷达回波智能预报模型

在人工智能领域,雷达回波预报是典型的图像处理和视频预测问题。近年来,随着卷积神经网络(CNN)、门控循环单元(GRU)和长短期记忆(LSTM)的发展,许多学者利用上述方法解决回波预报问题和与之相关的降水预报问题,并取得一定成效(Mattioli et al,2018;Heye et al,2018)。由于雷达回波运动信息具有空间和时间上的相关性,传统的 LSTM/GRU 模块并不包含运动信息;而雷达回波图的时间和空间分辨率较高,传统的全连接 LSTM/GRU 模块因参数量巨大,模型过拟合现象严重。因此,当前多数预测模型采用 ConvLSTM 模块来解决空间相关性问题的。

然而,由于雷达回波运动信息复杂,存在尺度、旋转等变换,固定卷积核并不能有效地获得运动规律,Shi et al(2017)提出卷积核可变形的深度学习方法(trajjectory gated recurrent unit, TrajGRU)。其与传统方法最大的区别在于,在空间卷积过程中,打破了卷积核内部位置相对固定的限制,允许图像(雷达回波)出现旋转、变形等现象。重庆“天资-灾害天气智能预警平台”构建中,正是采用了 TrajGRU 进行雷达回波智能预报。该方法输入多张历史雷达回波图,通过引入下采样和上采样层以降低运算量并使 TrajGRU 获取不同尺度的运动信息,通过一个简单的变形网络计算对应的特征层偏移值,并生成相应的多个变形网格,将其集合到原有 ConvLSTM 神经元计算中,通过运动转换参数来进行雷达回波预报。由于 TrajGRU 增加的单元计算量很小,能够更加灵活地建模以表征多种不同的运动情况。

采用 2008—2017 年约 50 000 张 6 min 间隔的雷达回波图进行训练,并用 2018 年 5—8 月雷达回波作为测试集(约 5 000 张),建立了临近时段内雷达回波智能预报模型。图 1 是 2018 年 5 月 22 日雷达回波智能预报模型 00:30(北京时,下同)起报的逐 30 min 预报结果与实况对比。由图可见,图 1a 中 A 处在 01:00 时的 30 dBz 以上回波到 02:30(图 1d)已经消散,AI 也预报出了 A 处回波逐渐消散(图 1e~1h),但 SWAN 回波外推预报由于没有考虑回波强度演变,导致其预报 A 处仍然维持着 30 dBz 以上的回波(图 1i)。在回波形状上,到 02:30 在重庆东南部仍然维持着类似带状的回波(图 1d 中 BC),智能预报在相同位置也表现为带状回波(图 1h),但 SWAN 外推预报却表现为块状回波。可见智能预报在回波演变方面较 SWAN 外推预报有明显优势。需要指出的是,目前 AI 预测结果相较于传统外推方法较为模糊,图像丢失了梯度信息,尽管 CSI 可能会明显提高,但是会造成回波的平滑及强回波的漏报,为后续降水、强对流的预报提升了难度。

图 2 为 2018 年雷达回波智能预报与 SWAN 回波外推预报 CSI 评分对比,其中包括测试集的评分和重庆地区 2018 年全部区域性暴雨天气过程(表 1)的评分。针对测试集,雷达回波智能预报 0~2 h 平均

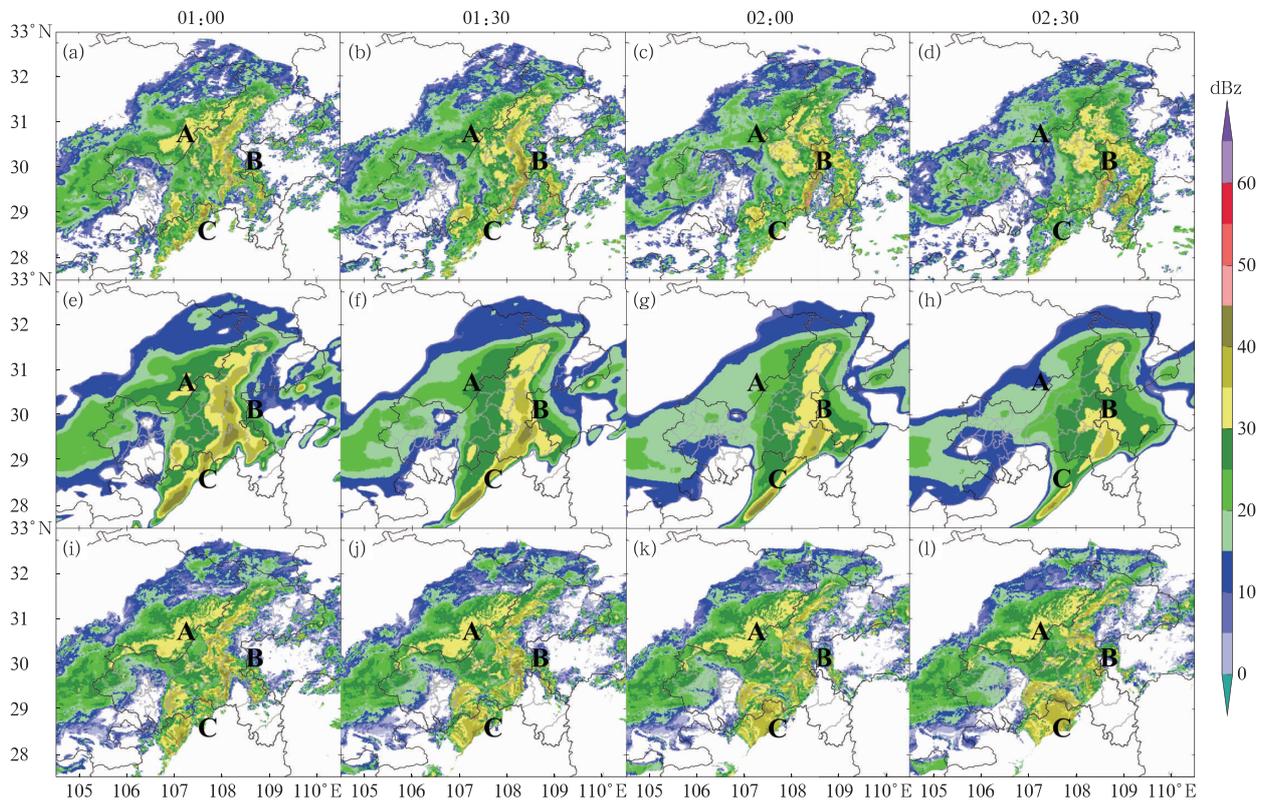


图 1 2018 年 5 月 22 日(a,b,c,d)01:00—02:30 雷达回波实况,00:30 起报的 (e,f,g,h)智能预报结果及(i,j,k,l)SWAN 回波外推预报对比

Fig.1 Radar echo from 01:00 to 02:30 BT 22 May 2018 compared with forecasts of AI (initial time at 00:30) and SWAN (initial time at 00:30) (a, b, c, d) radar reflectivity, (e, f, g, h) AI result, (i, j, k, l) SWAN result

CSI 比 SWAN 提高 0.08(CSI 从 0.19 提高到 0.27, 表 2)。对于不同回波阈值,雷达回波智能预报的 CSI 评分均高于 SWAN。AI 对于较强回波的预报能力也有改善,例如对于 40 dBz 阈值,30 min 智能回波预报 CSI 为 0.17,SWAN 回波预报为 0.08 (图 2)。同时,由于智能回波预报考虑了生消演变,其 1~2 h 的预报较 SWAN 回波外推预报有明显提升,例如 30 dBz 阈值 CSI 从 0.10 提高到 0.17 (表 2)。在 2018 年重庆地区区域性暴雨天气过程中,雷达回波智能模型的预报准确率有进一步提升。由图 2 可见 0~1 h 预报时效,20 dBz 以上反射率因子智能预报的 CSI 评分为 0.61(SWAN 为 0.48); 30 dBz 以上反射率因子智能预报的 CSI 为 0.38 (SWAN 为 0.28)。1~2 h 预报时效,雷达回波智能预报结果对于 20、30 和 40 dBz 以上阈值的 CSI 分别为 0.46、0.20 和 0.05(SWAN 分别为 0.27、0.11

和 0.02)。通过上述检验结果可知,智能回波预报结果较现有 SWAN 业务产品有较明显提升。其预报能力随时间降低的速度低于传统外推方法,对长时效雷达回波预报明显提升。

表 1 2018 年重庆地区区域性暴雨天气过程
Table 1 Regional torrential rain cases in Chongqing in 2018

过程名称	起止时间
4·4	4 月 4—6 日
4·12	4 月 12—13 日
4·21	4 月 21—22 日
5·4	5 月 4—6 日
5·21	5 月 21—22 日
6·16	6 月 16—19 日
7·2	7 月 2—6 日
8·21	8 月 21—23 日
9·19	9 月 19—21 日
9·23	9 月 23—25 日

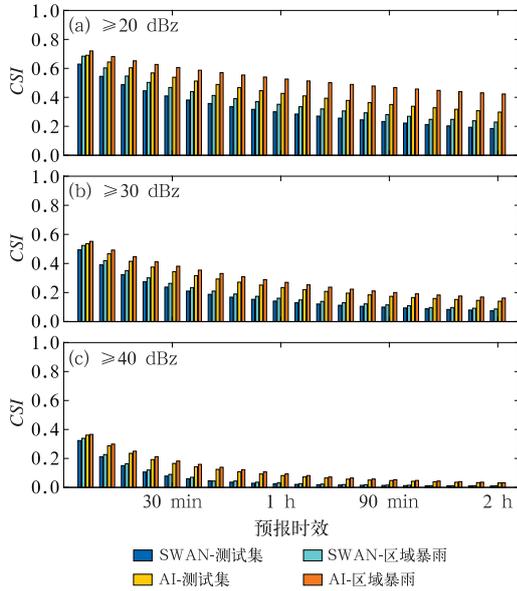


图 2 雷达回波智能预报与 SWAN 回波外推预报对不同反射率因子阈值

(a) 20 dBz, (b) 30 dBz 和 (c) 40 dBz 的 CSI 评分对比

Fig. 2 Comparison of CSI scores of different reflectivity factor thresholds of (a) 20 dBz, (b) 30 dBz and (c) 40 dBz between AI radar echo intelligent prediction and SWAN extrapolation prediction

表 2 不同预报时段雷达回波智能预报与 SWAN 回波外推预报 CSI 评分对比

Table 2 CSI scores of AI and SWAN in different forecast periods

阈值/dBz	0~2 h		0~1 h		1~2 h	
	SWAN	AI	SWAN	AI	SWAN	AI
≥20	0.33	0.44	0.42	0.54	0.23	0.35
≥30	0.18	0.26	0.26	0.35	0.10	0.17
≥40	0.06	0.11	0.11	0.18	0.01	0.05
平均	0.19	0.27	0.26	0.36	0.11	0.19

1.2 雷暴大风和冰雹智能识别模型

雷暴大风和冰雹是重要的灾害性天气,很早就开始了识别和预报的算法研究。19 世纪 50 年代,线性回归就被用于天气预报 (Malone, 1955),其后该方法被用于解决强天气潜势 (Kitzmilller et al, 1995)、冰雹识别 (Billet et al, 1997) 和对流初生 (Mecikalski et al, 2015) 等问题。随着数学手段的发展,人工神经网络 (ANN) 等更加复杂、先进的模型开始引入到气象领域 (Key et al, 1989)。ANN 算

法是由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统,从理论上可以表征任意非线性过程,也是深度学习的基础 (McGovern et al, 2017),并在灾害性大风 (Marzban and Stumpf, 1998) 和冰雹 (Marzban and Witt, 2001) 识别等领域广泛应用。近年来,随着计算机性能持续优化、大数据处理能力不断提升,以深度学习为代表的 AI 方法为解决雷暴大风和冰雹识别预报问题提供了新思路。方德贤等 (2016) 利用决策树方法对雹云进行识别。Gagne II (2016) 采用决策树方法解决冰雹预报问题,并证实其比传统 HAILCAST 方法有显著提升。McGovern et al (2017) 采用梯度提升回归树 (GBRT) 对雷暴大风进行了识别。

雷暴大风和冰雹作为单点型强对流天气,在智能模型的处理上是相近的。作者设计了一套基于深度学习框架的识别模型,通过输入雷达数据及雷暴大风、冰雹的标识信息,使用 CNN 和深度图像分割网络 (U-net) 方法 (Ronneberger et al, 2015),实现特征空间信息的处理。冰雹数据包含 2008—2018 年经过筛选后的 11 个冰雹案例,由于数据较少,将所有数据当作训练集进行训练。雷暴大风数据包含 2008—2018 年的 35 个案例,使用其中 29 个案例作为训练集,剩余 6 个案例作为测试集。由于强对流天气具有时空尺度小,局地性强的特点,常规地面气象站很难完全观测到,传统的“点对点”的检验方法存在许多局限。本文采用基于“点对面”的邻域法进行预报效果评估。即:任意一点上的强对流预报正确与否,取决于以该点为中心,一定半径范围内是否出现了该类强对流天气。在时空范围选取上,主要参考王瑾和刘黎平 (2011)、周康辉等 (2017) 的研究成果,认为 $[-15 \text{ min}, 5 \text{ min}]$ 的时间窗内、20 km 的空间范围内的预报为正确。图 3 为冰雹和雷暴大风智能识别模型的识别结果与实况的对比。由图 3a 可见,在识别出的 4 个冰雹可能发生地,有一个点观测到了冰雹。对于其他点是否有冰雹发生,无法从地面观测确认。在图 3b 中,识别出的 2 个大风可能发生地与大风观测点距离均较近。冰雹智能识别模型对训练集中冰雹识别的 POD 达到 0.773, CSI 为 0.337, FAR 为 0.618。雷暴大风智能识别模型对测试集中大风识别的 POD 达到 1.000,但是 FAR 的值较高,为 0.744;大风训练集的 CSI 为 0.616,高于测试集的 0.256 (表 3)。

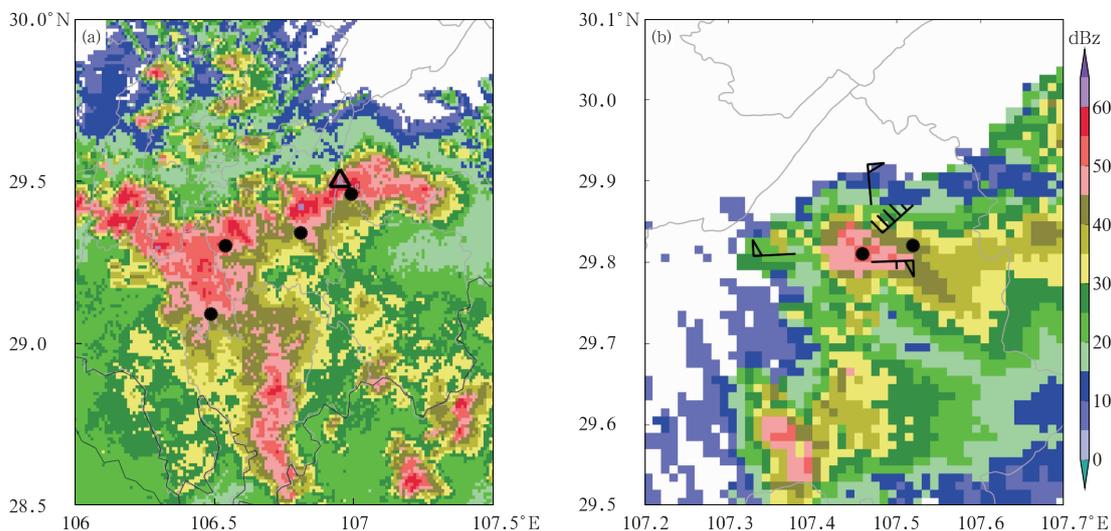


图 3 2016 年(a)5 月 6 日 20 时冰雹和(b)6 月 14 日 22 时雷暴大风
智能识别模型的识别结果与实况的对比

(填色均为雷达回波,黑色圆点表示 AI 模型识别结果,图 3a 三角为灾情直报中报告的冰雹位置,图 3b 中风向标为 21:54—22:00 自动站观测到的大风)

Fig. 3 Results of AI model compared with observation in 2016

(a) hail case at 20:00 BT 6 May, (b) thunderstorm gale case at 22:00 BT 14 June

(Colored shows radar echo, and identification results are represented in black points; triangle in Fig. 3a respects the location of hailstone in disaster report; wind barb in Fig. 3b shows the observed thunderstorm gale at automatic weather station from 21:54 to 22:00 BT)

表 3 雷暴大风和冰雹智能识别模型识别结果评分

Table 3 Scores of AI thunderstorm gale and hail identifying models

评分项目	冰雹训练集	雷暴大风训练集	雷暴大风测试集
CSI	0.337	0.616	0.256
POD	0.773	0.964	1.000
FAR	0.618	0.348	0.744

2 业务应用

2.1 降水智能预报

在实际业务中,将 1.1 节中雷达回波智能预报模型的预测结果,结合 WSR-88D 常用 Z-I 关系 (Fulton et al,1998),建立临近时段格点降水智能预报业务。图 4 为 2018 年 4 月 22 日 06 时起报的降水智能预报结果与实况对比,从图中可以看到,在降水落区上,智能预报结果与实况基本吻合,对重庆中部(29°~31°N,106.5°~108°E 附近)和渝鄂湘交界地区(28.5°~31°N,108°~110°E 附近)1.6 mm · h⁻¹ 以上降水区域的预报效果好。但是对强降水的量级有

所低估,对重庆中部 7 mm · h⁻¹ 以上的降水强度低估明显;在渝鄂湘交界地区,降水智能预报结果虽然有 7 mm · h⁻¹ 以上降水,但是较强降水落区偏小,强度偏弱。

将区域站点降水数据插值为 1 km 的格点数据,对 2018 年 10 次区域暴雨天气过程 0~2 h 降水智能预报进行检验,在检验过程中剔除距离雷达站超过 150 km 的格点,降水智能预报结果和 SWAN 降水预报结果分别与实况格点降水对比,不同量级的 CSI 评分如图 5a,5b 所示。根据重庆本地相关规定和 Fulton et al(1998)的研究,主要针对 0.6、1.6 和 7 mm · h⁻¹ 量级进行检验。在 0~2 h 预报时效内,降水智能预报 CSI 评分均优于 SWAN。降水智能预报与 SWAN 降水预报比较,0~1 h 内对 0.6、1.6 和 7 mm · h⁻¹ 阈值 CSI 评分分别提升 0.064 (从 0.414 提高到 0.478)、0.186(从 0.262 提高到 0.448)和 0.119(从 0.043 提高到 0.162);1~2 h 内对相同阈值提升分别为 0.072(从 0.330 提高到 0.402)、0.137(从 0.195 提高到 0.332)和 0.05(从 0.014 提高到 0.064)。对比图 5a 和 5b,0~1 h 的降水智能预报和 SWAN 降水预报均高于 1~2 h,

即随着预报时效延长,预报准确率降低。而从 0~1 h 到 1~2 h 预报时效,降水智能预报对 0.6、1.6 和 $7 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 阈值 CSI 下降幅度分别为 16%、26% 和 60%;而 SWAN 降水预报下降幅度分别约为 20%、26% 和 67%。这表明随着预报时效的延长,降水智能预报和 SWAN 降水预报对降水的预报能力均呈下降趋势,但是前者明显好于后者。降水智能预报对于 $7 \text{ mm} \cdot \text{h}^{-1}$ 以上量级预报能力有限,这可能与回波预报较平滑,丢失大值区有关。从频率偏差(Bias)来看(图 5c 和 5d),降水智能预报与 SWAN 降水预报的 Bias 均小于 1,即以漏报为主,这种现象在更大量级上体现得更为明显。降水智能预报和 SWAN 降水预报的 Bias 与预报时效相关不大。在各量级上,降水智能预报的 Bias 较 SWAN 均更接近 1。

2.2 雷暴大风、冰雹智能预报

在实际业务应用中,将雷达回波智能预报模型

与雷暴大风和冰雹智能识别模型的结果相结合,形成了雷暴大风、冰雹的预报模型(图 6)。该模型主要基于实况和雷达回波智能预报结果,计算组合反射率(CR,预报时刻及前 2 个时刻)、回波顶高(ET,预报时刻)、垂直积分液态水含量(VIL,预报时刻),并将其输入到雷暴大风、冰雹智能识别模型中,从而实现以上强对流天气的识别和预报。

2.2.1 总体情况

上述模型已应用于重庆“天资-灾害天气智能预警平台”中,并于 2019 年 1 月开始投入业务试运行。2019 年,重庆地区共历经 9 次雷暴大风过程和 6 次冰雹过程。表 4、表 5 分别给出了各个雷暴大风、冰雹过程中人工智能模型的表现。

总体而言,冰雹智能预报模型共正确预报冰雹 603 站次,空报为 13 630 站次,漏报为 0 次,CSI 评分为 0.042,POD 为 1.0。即无漏报,但空报严重。若取第一个预报出冰雹的时刻至冰雹发生时刻的时间差为预报提前量,则模型平均提前 37 min 预报出

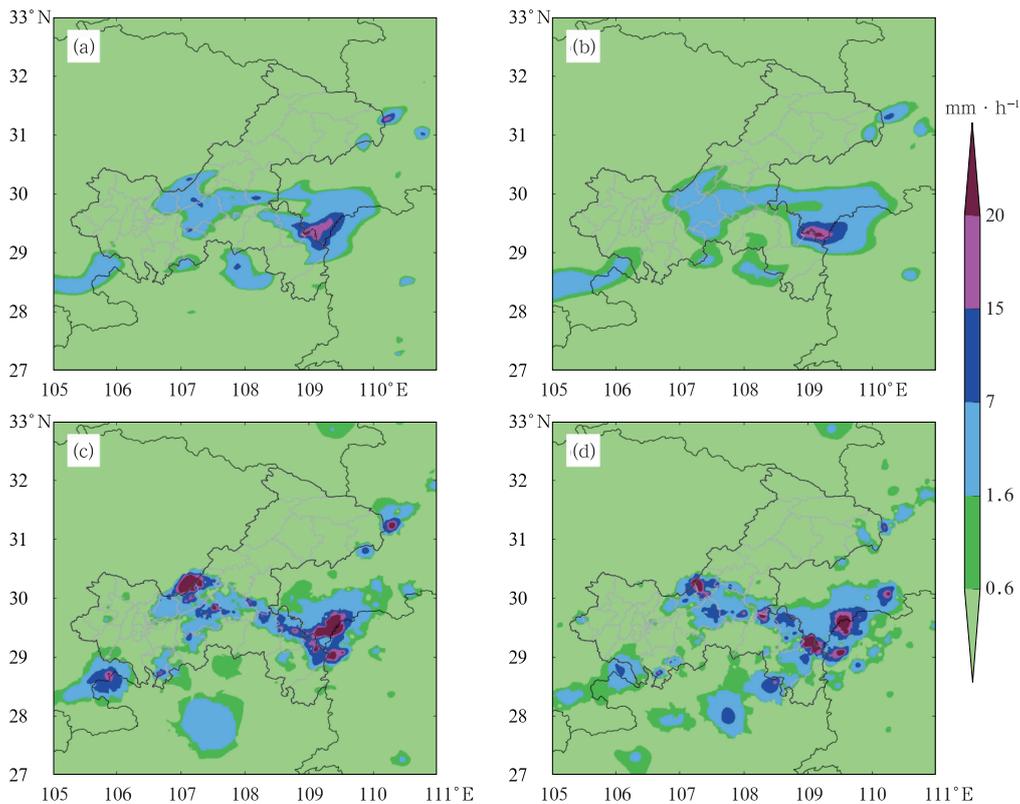


图 4 2018 年 4 月 22 日 06 时起报的(a,c)第 1 h,(b,d)第 2 h 智能降水预报(a,b)和降水实况(c,d)对比

Fig. 4 Comparison between (a, b) AI forecast and (c, d) observation with initial time at 06:00 BT 22 April 2018 (a, c) 1st hour, (b, d) 2nd hour

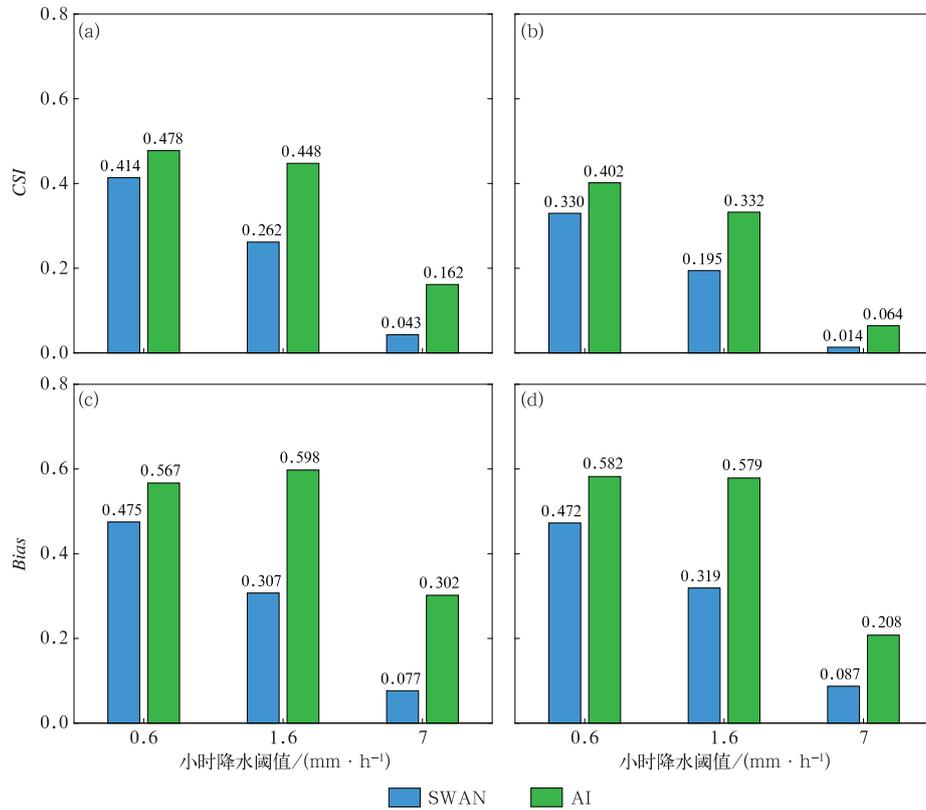


图 5 2018 年 10 次区域暴雨天气过程中降水智能预报和 SWAN 降水预报(a,c)1 h 预报时效, (b,d)2 h 预报时效的(a,b)CSI 评分及(c,d)频率偏差

Fig. 5 CSI scores (a, b) and frequency Bias (c, d) of AI and SWAN precipitation forecasts with (a, c) 1 h lead time and (b, d) 2 h lead time in 10 cases of regional torrential rain in 2018

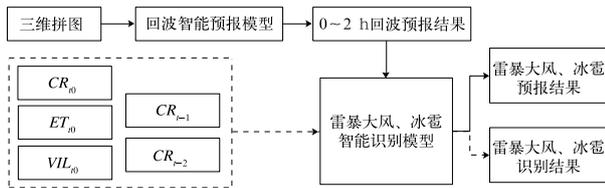


图 6 雷暴大风和冰雹智能预报流程图
Fig. 6 Intelligent nowcasting flowchart of thunderstorm gale and hail

冰雹。对于雷暴大风智能预报模型,在 9 次雷暴大风过程中共正确预报 7791 站次,空报为 173 502 站次,漏报为 439 次。总体 CSI 评分为 0.043,POD 为 0.947。总体 CSI 不高,主要原因是空报较多。若取第一个预报出雷暴大风的时刻至大风发生时刻的时间差为预报提前量,模型平均提前 77 min 预报出大风。综合以上,风雹模型均有明显空报,这是由数据集个例数量相对较少、模型仍不稳定造成。此外,

表 4 2019 年雷暴大风智能预报模型评分情况

Table 4 Scores of AI thunderstorm gale forecast model in 2019

序号	时段	最大风速/m·s ⁻¹	CSI	POD	FAR	平均提前量/min
1	3 月 19—21 日	21.4	0.024	0.783	0.976	47
2	4 月 8—10 日	29.8	0.119	0.951	0.880	112
3	4 月 13 日	18.0	0.008	0.161	0.991	18
4	4 月 19 日	22.4	0.060	0.966	0.940	80
5	4 月 24 日	27.2	0.154	1.000	0.846	116
6	6 月 4—5 日	32.4	0.100	0.933	0.899	95
7	7 月 22—25 日	21.7	0.014	0.995	0.986	75
8	7 月 29—30 日	26.1	0.015	0.997	0.985	88
9	8 月 1—3 日	26.6	0.023	0.934	0.977	41

表 5 2019 年冰雹智能预报模型评分情况

Table 5 Scores of AI hail forecast model in 2019

序号	时段	冰雹直径/mm	CSI	POD	FAR	平均提前量/min
1	2月19日	5~7	0.042	1	0.958	16
2	3月19日	—	0.087	1	0.913	41
3	4月8日	—	0.015	1	0.985	24
4	4月19日	—	0.025	1	0.975	120
5	4月24日	10~20	0.253	1	0.747	41
6	8月1日	—	0.001	1	0.999	0

模型在训练过程中,本着“宁空勿漏”原则进行训练,实际效果更偏向空报。最后,风雹往往发生在山区,观测稀缺,也会导致空报率提高。

2.2.2 典型个例

在实际应用中,即使雷暴大风/冰雹预报出现在 20 km 范围外,也能给予预报员有效的提示。根据预报员经验,若预报提前量较大,只需智能模型预报结果与实况处于同一时刻,且二者相距 50 km 以内时,都有较好的提示意义。因此,本小节中采用上述两个条件进行检验。

2019 年 3 月 19 日夜间,500 hPa 上中高纬呈西高东低,四川盆地处有高空冷槽,重庆处于槽前大尺度上升运动区,副热带高压位于南海上空;850 hPa 重庆中部有低涡生成,低涡东南侧急流达到 $28 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ (图略)。重庆偏南地区受低涡及其伴随的切变线影响,多地出现冰雹、雷暴大风等强对流天气。在本次过程中,智能预报模型 POD 达到 1.0,并能够提前 18~60 min 将雷暴大风、冰雹预报出来(表 6)。雷

暴大风和冰雹对应的回波越强,预报提前量越大。图 7 给出了 2019 年 3 月 19 日“天资-灾害天气智能预警”平台中,智能模型对黔江邻鄂镇的冰雹预报结果和实况对比,冰雹实况出现时间为 3 月 19 日 23:18,智能模型最早预报出冰雹的为时间 22:24,时间提前量为 54 min。

表 6 2019 年 3 月 19 日智能预报模型对冰雹和雷暴大风的预报效果

Table 6 Performance of AI thunderstorm gale and hail model on 19 March 2019

灾害类型	地点	实况出现时间/BT	最早预报时间/BT	预报提前量/min
冰雹	酉阳桃花源钟多街道	22:06	21:42	24
冰雹	彭水汉葭街道、漩水街道	22:12	21:36	36
冰雹	奉节公平镇	22:54	22:36	18
冰雹	黔江邻鄂镇	23:18	22:24	54
雷暴大风	武隆银厂	20:18	19:48	30
雷暴大风	彭水润溪	20:42	19:48	54
雷暴大风	酉阳荆竹	21:24	20:24	60
雷暴大风	巫山旅游	00:24	23:54	30

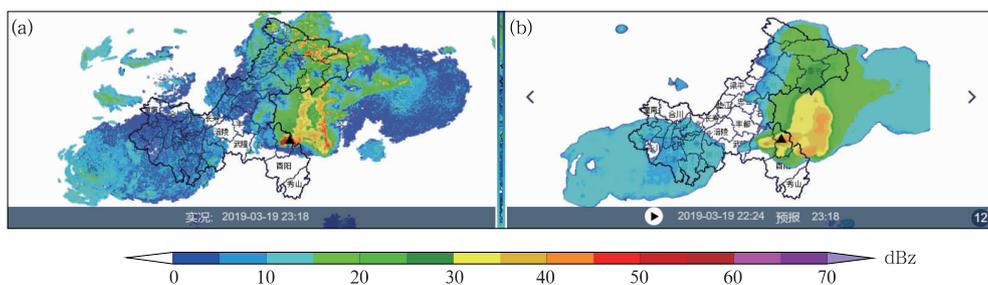


图 7 2019 年 3 月 19 日 23:18(a)实况和

(b)智能模型对冰雹的预报对比

(起报时间:22:24,预报时间:23:18;填色:雷达回波;黑色三角形:冰雹)

Fig. 7 Comparison between (a) AI hail forecast

on 19 March 2019 and (b) observation

(AI initial time: 22:24 BT, forecast time: 23:18 BT, colored: radar echo, black triangle: hail)

3 结论与讨论

重庆市气象局与百度公司合作,基于 2008—2018 年的天气雷达数据和地面观测资料,采用 Traj-GRU、U-net 等技术,初步建立强对流天气雷达回波智能预报模型及雷暴大风、冰雹智能识别模型,在此基础上进行降水、雷暴大风和冰雹 0~2 h 的临近预报,将 AI 技术用于实际的临近预警业务中。

结果表明:与现有 SWAN 业务产品相比,AI 在回波演变方面有一定优势;雷达回波智能预报 0~2 h 平均 CSI 比 SWAN 提高 0.08,且对长时效雷达回波预报明显提升。用实况格点降水作为真值进行检验,降水智能预报较 SWAN 有一定程度提高;通过 2018 年 10 次区域暴雨过程的检验可知,在 0~2 h 预报时效内,降水智能预报效果均优于 SWAN,且智能预报对长时效的降水预报提升效果更显著。雷暴大风和冰雹智能预报模型在 2019 年 9 次雷暴大风、6 次冰雹过程中,POD 分别为 1.0 和 0.947,CSI 分别为 0.043 和 0.042,预报提前量分别为 77 和 37 min。人工智能技术的应用很大程度上增强了预报员在短时间内从大量数据中获取信息的能力。

同时,也应注意到上述人工智能模型仍有较大的提升空间。雷达回波智能预报模型结果存在明显平滑现象,对回波梯度的描述较差,且该模型仅通过历史雷达回波训练而得,没有考虑卫星等大量多源观测资料。雷暴大风、冰雹智能识别模型在训练期主要训练指标为 POD,即本着“宁空勿漏”的原则,主要检验命中率。在 2019 年业务应用过程中雷暴大风、冰雹智能模型的 FAR 仍然较高,这表明“消空”仍是该模型今后改进的重要方向。下一步将收集更多的强对流天气样本,综合应用多源观测资料和数值预报资料等继续发展和完善现有 AI 模型。

参考文献

曹春燕,陈元昭,刘东华,等,2015. 光流法及其在临近预报中的应用[J]. 气象学报,73(3):471-480. Cao C Y, Chen Y Z, Liu D H, et al, 2015. The optical flow method and its application to nowcasting[J]. Acta Meteor Sin, 73(3):471-480(in Chinese).

方德贤,李红斌,董新宁,等,2016. 风暴分类识别技术在人工防雹中的应用[J]. 气象,42(9):1124-1134. Fang D X, Li H B, Dong X N, et al, 2016. Application of storm auto classification technology in artificial hail prevention[J]. Meteor Mon, 42(9):1124-

1134(in Chinese).

韩丰,龙明盛,李月安,等,2019. 循环神经网络在雷达临近预报中的应用[J]. 应用气象学报,30(1):61-69. Han F, Long M S, Li Y A, et al, 2019. The application of recurrent neural network to nowcasting[J]. J Appl Meteor Sci, 30(1):61-69(in Chinese).

韩雷,王洪庆,林隐静,2008. 光流法在强对流天气临近预报中的应用[J]. 北京大学学报(自然科学版),44(5):751-755. Han L, Wang H Q, Lin Y J, 2008. Application of optical flow method to nowcasting convective weather[J]. Acta Sci Nat Univ Pekinensis, 44(5):751-755(in Chinese).

韩雷,郑永光,王洪庆,等,2007. 基于数学形态学的三维风暴体自动识别方法研究[J]. 气象学报,65(5):805-814. Han L, Zheng Y G, Wang H Q, et al, 2007. 3D storm automatic identification based on mathematical morphology[J]. Acta Meteor Sin, 65(5):805-814(in Chinese).

胡胜,罗聪,黄晓梅,等,2012. 基于雷达外推和中尺度数值模式的定量降水预报的对比分析[J]. 气象,38(3):274-280. Hu S, Luo C, Huang X M, et al, 2012. Comparisons of one hour precipitation forecast between the radar extrapolation and the mesoscale numerical model[J]. Meteor Mon, 38(3):274-280(in Chinese).

胡胜,孙广凤,郑永光,等,2011. 临近预报系统(SWAN)产品特征及在 2010 年 5 月 7 日广州强对流过程中的应用[J]. 广东气象,33(3):11-15. Hu S, Sun G F, Zheng Y G, et al, 2011. Severe Weather Automatic Nowcast System (SWAN) products and its application in convective weather at Guangzhou at May 7 2010[J]. Guangdong Meteor, 33(3):11-15(in Chinese).

李文娟,赵放,郇敏杰,等,2018. 基于数值预报和随机森林算法的强对流天气分类预报技术[J]. 气象,44(12):1555-1564. Li W J, Zhao F, Li M J, et al, 2018. Forecasting and classification of severe convective weather based on numerical forecast and random forest algorithm[J]. Meteor Mon, 44(12):1555-1564(in Chinese).

林青,潘宁,刘铭,2017. 光流法以及结合机器学习在临近预报中的应用[J]. 海峡科学,(12):17-20. Lin Q, Pan N, Liu M, 2017. The application of optical flow method and machine learning to nowcasting[J]. Straits Sci, (12):17-20(in Chinese).

龙清怡,刘海文,顾建峰,等,2014. 雷达资料与中尺度数值预报的融合方法研究及其在临近预报中的应用[J]. 气象,40(10):1248-1258. Long Q Y, Liu H W, Gu J F, et al, 2014. Study on blending radar data and mesoscale numerical weather prediction and its application to nowcasting[J]. Meteor Mon, 40(10):1248-1258(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:282. Sun J S, Dai J H, He L F, et al, 2014. Basic Principles and Technical Methods of Severe Convective Weather Forecast[M]. Beijing:China Meteorological Press:282(in Chinese).

王丹,王改利,刘黎平,等,2014. 基于雷达回波外推和中尺度模式预报的短时降水对比分析[J]. 高原气象,33(3):811-822. Wang D, Wang G L, Liu L P, et al, 2014. Comparisons analysis on short-term precipitation between the radar-based extrapolation and

- the meso-scale numerical model weather prediction[J]. *Plateau Meteor*, 33(3): 811-822(in Chinese).
- 王瑾, 刘黎平, 2011. WSR-88D 冰雹探测算法在贵州地区的评估检验[J]. *应用气象学报*, 22(1): 96-106. Wang J, Liu L P, 2011. The evaluation of WSR-88D hail detection algorithm over Guizhou Region[J]. *J Appl Meteor Sci*, 22(1): 96-106(in Chinese).
- 俞小鼎, 姚秀萍, 熊廷南, 等, 2006. 多普勒天气雷达原理与业务应用[M]. 北京: 气象出版社: 314. Yu X D, Yao X P, Xiong T N, et al, 2006. Principle and Operational Application of Doppler Weather Radar[M]. Beijing: China Meteorological Press: 314 (in Chinese).
- 张亚萍, 程明虎, 夏文梅, 等, 2006. 天气雷达回波运动场估测及在降水临近预报中的应用[J]. *气象学报*, 64(5): 631-646. Zhang Y P, Cheng M H, Xia W M, et al, 2006. Estimation of weather radar echo motion field and its application to precipitation nowcasting[J]. *Acta Meteor Sin*, 64(5): 631-646(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).
- 周康辉, 郑永光, 王婷波, 等, 2017. 基于模糊逻辑的雷暴大风和非雷暴大风区分方法[J]. *气象*, 43(7): 781-791. Zhou K H, Zheng Y G, Wang T B, et al, 2017. Fuzzy logic algorithm of thunderstorm gale identification using multisource data[J]. *Meteor Mon*, 43(7): 781-791(in Chinese).
- Billet J, DeLisi M, Smith B G, et al, 1997. Use of regression techniques to predict hail size and the probability of large hail[J]. *Wea Forecasting*, 12(1): 154-164.
- Dixon M, Wiener G, 1993. TITAN: Thunderstorm identification, tracking, analysis, and nowcasting—a radar-based methodology[J]. *J Atmos Oceanic Technol*, 10(6): 785-797.
- Fulton R A, Breidenbach J P, Seo D J, et al, 1998. The WSR-88D rainfall algorithm[J]. *Wea Forecasting*, 13(2): 377-395.
- Gagne II D J, 2016. Coupling data science techniques and numerical weather prediction models for high-impact weather prediction[D]. Oklahoma: University of Oklahoma: 185.
- Han L, Fu S X, Zhao L F, et al, 2009. 3D convective storm identification, tracking, and forecasting—an enhanced TITAN algorithm[J]. *J Atmos Oceanic Technol*, 26(4): 719-732.
- Heye A D, Cain J, Venkatesan K, et al, 2018. Precipitation nowcasting leveraging deep learning and HPC systems to optimize the data pipeline[C]//Proceedings of the 17th Conf on Artificial and Computational Intelligence and Its Applications to the Environmental Sciences. Austin, Texas: Amer. Meteor. Soc.
- Horn B K P, Schunck B G, 1981. Determining optical flow[J]. *Artif Intell*, 17(1/2/3): 185-203.
- Johnson J T, MacKeen P L, Witt A, et al, 1998. The storm cell identification and tracking algorithm: an enhanced WSR-88D algorithm[J]. *Wea Forecasting*, 13(2): 263-276.
- Key J, Maslanik J A, Schweiger A J, 1989. Classification of merged AVHRR and SMMR Arctic data with neural networks[J]. *Photogramm Eng Remote Sens*, 55(9): 1331-1338.
- Kitzmiller D H, McGovern W E, Saffle R F, 1995. The WSR-88D severe weather potential algorithm[J]. *Wea Forecasting*, 10(1): 141-159.
- Lagerquist R, McGovern A, Smith T, 2017. Machine learning for real-time prediction of damaging straight-line convective wind[J]. *Wea Forecasting*, 32(6): 2175-2193.
- Malone T, 1955. Application of statistical methods in weather prediction[J]. *Proc Natl Acad Sci USA*, 41(11): 806-815.
- Marzban C, Stumpf G J, 1998. A neural network for damaging wind prediction[J]. *Wea Forecasting*, 13(1): 151-163.
- Marzban C, Witt A, 2001. A Bayesian neural network for severe-hail size prediction[J]. *Wea Forecasting*, 16(5): 600-610.
- Mattioli C J, Veillette M S, Iskenderian H, 2018. Dual application of convolutional neural networks: forecasts of radar precipitation intensity and offshore radar-like mosaics[C]//Proceedings of the 17th Conf on Artificial and Computational Intelligence and Its Applications to the Environmental Sciences. Austin, Texas: Amer. Meteor. Soc.
- McGovern A, Elmore K L, Gagne D J, et al, 2017. Using artificial intelligence to improve real-time decision-making for high-impact weather[J]. *Bull Amer Meteor Soc*, 98(10): 2073-2090.
- Mecikalski J R, Williams J K, Jewett C P, et al, 2015. Probabilistic 0-1-h convective initiation nowcasts that combine geostationary satellite observations and numerical weather prediction model data[J]. *J Appl Meteor Climatol*, 54(5): 1039-1059.
- Mueller C, Saxen T, Roberts R, et al, 2003. NCAR auto-nowcast system[J]. *Wea Forecasting*, 18(4): 545-561.
- Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, et al, 2019. Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science[J]. *Nature*, 566(7743): 195-204.
- Rinehart R E, Garvey E T, 1978. Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar[J]. *Nature*, 273(5660): 287-289.
- Ronneberger O, Fischer P, Brox T, 2015. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich, Germany: Springer: 234-241.
- Shi X J, Chen Z R, Wang H, et al, 2015. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation nowcasting[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT.
- Shi X J, Gao Z H, Lausen L, et al, 2017. Deep learning for precipitation nowcasting: a benchmark and a new model[C]//Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, CA, USA.
- Wang G L, Wong W K, Liu L P, et al, 2013. Application of multi-scale tracking radar echoes scheme in quantitative precipitation nowcasting[J]. *Adv Atmos Sci*, 30(2): 448-460.