

黄启桥,麦雄发,李 玲,等. 基于 ConvLSTM 的广西短临降水预报[J]. 气象研究与应用,2021,42(4):44–49.

Huang Qiqiao,Mai Xiongfa,Li Ling,et al. Forecast of short-term precipitation in Guangxi based on ConvLSTM [J]. Journal of Meteorological Research and Application,2021,42(4):44–49.

基于 ConvLSTM 的广西短临降水预报

黄启桥¹, 麦雄发¹, 李 玲², 唐 菁², 唐飞笼¹

(1.南宁师范大学数学与统计学院, 南宁 530001; 2.南宁师范大学地理科学与规划学院, 南宁 530001)

摘要:针对传统雷达回波外推算法在快速增长或消散降水过程预报精度较低的问题,利用华南雷达回波拼图资料数据,建立 ConvLSTM 回波外推模型,对广西区域范围进行短临降水预报研究。采用气象业务中的正确率(POD)、临界成功指数(CSI)及误报率(FAR)评判标准检验预报模型,并将 ConvLSTM 与光流法的预报结果进行对比分析。结果表明,ConvLSTM 模型的 CSI、POD 分别比光流法提高 0.06 和 0.059,而 FAR 下降了 0.058。ConvLSTM 方法比光流法的回波外推预报准确率高,该方法可为广西短临降水预报提供新的参考。

关键词:短临预报;雷达回波;ConvLSTM;光流法

中图分类号: P457.6

文献标识码: A

doi: 10.19849/j.cnki.CN45-1356/P.2021.4.08

OSID:

引言

雷达回波外推是短临降水预报的重要手段,即利用当前雷达探测到的回波数据,推测雷达回波未来的强度分布及回波体的移动速度和方向,实现对强对流系统的跟踪预报^[1]。目前,短临预报中应用最广泛的方法是单体质心法^[2]和交叉相关法^[3]。单体质心法通过预测雷达回波的质心来推测下一时刻的回波位置,该方法在稳定性降水过程的预报中取得较好效果;但在局部地区对流天气中,回波发展演变较快,其预报精度会随时间的变化快速下降。交叉相关法通过计算相邻时刻反射率因子超过一定阈值的回波区域的最大相关系数来跟踪和外推回波,对演变迅速的强对流降水系统的外推预报精度较低。

近年来,以深度学习为代表的人工智能技术具有针对不确定性问题进行记忆、联想、学习和推断的能力,在图像识别、自然语言处理和决策分析等领域取得了显著的进步。深度学习技术作为一种先进的非线性数学模型,兼具优异的特征提取和学习能力,通过对海量的资料数据进行学习,挖掘数据的内在

特征及其蕴含的物理规律,被广泛用来建立复杂的非线性模型;随着计算机硬件性能不断提升,深度学习技术的理论和应用得到迅速发展,这也为精细化短临降水预报提供了新思路 and 新技术,其在降水预报中已有诸多应用^[4-12]。Agrawal 等^[13]将短临降水预报抽象成图像处理问题,并基于深度神经网络构建一种端到端的短临降水预报模型,该模型的预报效果优于光流法和快速更新系统(HRRR)。Ayzel 等^[14]提出了精简型深度神经网络降水预报模型,并探究数据预处理方法、卷积核尺寸和损失函数对预报准确率的影响。方巍等^[15]提出了基于对抗型光流长短时记忆网络的回波外推模型(deep convolutional generative adversarial flow based long short-term memory network, DCF-LSTM),通过引入光流法并采用深度卷积对抗网络判别模块(deep convolutional generative adversarial net work, DCGAN),使得 DCF-LSTM 的预报准确率得到进一步提升。吴卓升等^[16]提出了基于动态概率卷积神经网络的回波外推模型(dynamic probability convolutional neural network, DPCNN),通过在卷积神经网络上增加动态概率计

收稿日期: 2021-07-05

基金项目: 广西自然科学基金项目(2018GXNSFAA294079)、广西教育厅科研基础能力提升项目(2021KY1751)、北部湾环境演变与资源利用教育部重点实验室(南宁师范大学)开放基金项目(NNNU-KLOP-K2103)

作者简介: 黄启桥(1991—),男,在读硕士研究生,研究方向:人工智能应用研究。E-mail:huangqiqiao163@163.com

通讯作者: 麦雄发(1974—),男,副教授,研究方向:智能计算与机器学习。E-mail:maixf@nnnu.edu.cn

算层,使得卷积神经网络在预测阶段能够根据输入序列计算对应的概率卷积核进而提高预报准确率。Shi 等^[17]基于全连接长短时记忆模型(full connected LSTM, FC-LSTM),提出了卷积长短时记忆模型(Convolutional Long Short-Term Memory, ConvLSTM),并将其运用于雷达回波外推预报中,其预测精度高于传统光流法。相比传统雷达回波外推方法,深度神经网络从海量的气象资料中学习回波演变规律,提高了数据的利用率,有助于提高雷达回波外推预报的精度。

由于降水过程是一个极为复杂的过程,不同地区的气候和降水特征也不相同,不同方法针对不同区域范围的适用性也不同,应对不同的天气类型也各有优势。利用华南 2019 年到 2020 年的 6—8 月的雷达回波拼图资料数据,建立 ConvLSTM 回波外推模型,对广西区域范围内进行短临降水预报,并将 ConvLSTM 预报结果与传统光流法对比。通过比较在不同预报时间长度及回波反射率强度下的预报精度,检验 ConvLSTM 模型在广西区域范围的适用性。

1 资料和方法

1.1 资料和研究区域

数据来源于华南的 CINRAD/SA 型多普勒雷达拼图资料数据,研究区域为广西区域范围,覆盖时间为 2019 年—2020 年每年 6 月至 8 月;其中 2019 年总共 20918 幅雷达回波图像,2020 年总共 21792 幅图像。雷达回波图像的网格数量为 280 行×360 行,水平分辨率 $0.01^\circ \times 0.01^\circ$,约 1km,每张图像的时间间隔为 6min。

1.2 数据预处理

雷达波束在传播过程中遇到山体、植被和建筑物等地物干扰,导致雷达发射的电磁波束受到局部

或全部遮挡。地物干扰会导致观测信号出现噪声,这些会对真实雷达回波运动矢量分析和降雨估计带来一定误差,本研究采用局部均值算法进行地物杂波去噪。

1.3 ConvLSTM 模型原理

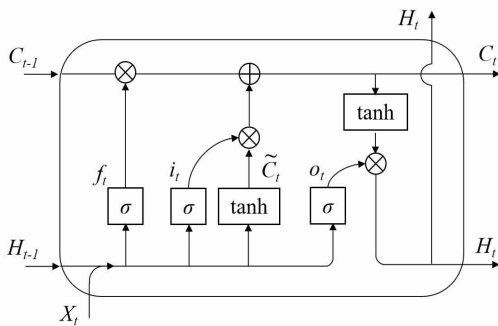
Shi 等^[17]基于全连接长短时记忆模型(Fully Connected LSTM, FC-LSTM),提出了卷积长短时记忆模型(ConvLSTM)。FC-LSTM 在处理长序列问题上有出色的能力,但该模型只能提取时间序列信息,无法提取空间信息。对于空间数据特别是雷达回波数据而言,包含了大量的冗余信息,FC-LSTM 无法进行处理。通过将卷积运算应用于 FC-LSTM 的“输入到状态”和“状态到状态”两部分以改进 FC-LSTM,不仅可以提取序列的空间信息,且改进后的 ConvLSTM 能够去除大量空间冗余特征;通过堆叠多个 ConvLSTM 层形成编码预测网络结构,可构建用于雷达回波外推预报的端到端训练模型。ConvLSTM 采用与 FC-LSTM 相似的门控单元控制当前输入特征是否传递下去,FC-LSTM 和 ConvLSTM 的结构如图 1 所示。

从图 1(b)可以看到,ConvLSTM 通过遗忘门(f_t)、输入门(i_t)和输出门(o_t)控制着数据在细胞内部的交流。各个门控制着数据参与到细胞状态的更新,通过门来选择性的保留或舍弃信息。 \tilde{C}_t 为记忆细胞,其保留了当前的输入特征,并通过控制前一刻的信息是否继续传递。门之间的传递关系采用公式(1)表达,

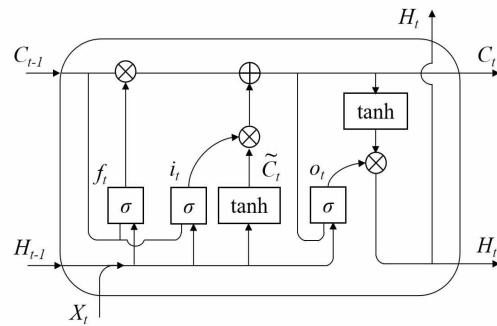
$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_{xi} \times X_t + W_{hi} \times H_{t-1} + W_{ci} \circ C_{t-1} + b_i) \\ f_t &= \sigma(W_{xf} \times X_t + W_{hf} \times H_{t-1} + W_{cf} \circ C_{t-1} + b_f) \\ C_t &= f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_{xc} \times X_t + W_{hc} \times H_{t-1} + b_c) \end{aligned} \quad (1)$$

$$O_t = \sigma(W_{xo} \times X_t + W_{ho} \times H_{t-1} + W_{co} \circ \tilde{C}_t + b_o)$$

$$H_t = O_t \circ \tanh(\tilde{C}_t)$$



(a) FC-LSTM 模型结构图



(b) ConvLSTM 模型结构图

图 1 FC-LSTM 和 ConvLSTM 结构图

式(1)中,“。”表示矩阵对应元素的乘法运算,“*”表示卷积运算; σ 为 sigmoid 激活函数,其公式为:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

遗忘门可以控制信息的遗忘,把认为冗余的信息舍弃,并保留有用的信息并继续向后传递;继续传递的信息流入输入门,通过 sigmoid 层决定需要更新的信息,并通过 tanh 层得到新的细胞信息,进行细胞更新。最后通过输出门的 sigmoid 的信息与通过 tanh 的记忆细胞的信息相乘得到模型的最终输出。

1.4 评估方法

气象预报业务中常用的预测评价指标有正确率(probability of detection, POD)、临界成功指数(critical success index, CSI)及误报率(false alarm rate, FAR)三个评估指标。在计算上述指标时,首先需要设定一个回波强度阈值,在实际观测中,若某个像素点的值大于回波强度阈值,则判定判定实际观测值是活跃的,否则为不活跃;若回波外推结果中的某个像素点的值大于该回波强度阈值,则判定预测值为活跃,否则为不活跃。对于实际观测值和预报值均为活跃的情况,认定为预报成功,记为 S ;对于观测值为活跃而预测值为不活跃的情况,视为漏报,记为 M ;对于实际观测值为不活跃,预报值为活跃的情况,视为空报,记为 F 。3 个评估指标采用式(3)、(4)和(5)计算。

$$POD = \frac{n_S}{n_S + n_M} \quad (3)$$

$$CSI = \frac{n_S}{n_S + n_M + n_F} \quad (4)$$

$$FAR = \frac{n_F}{n_S + n_F} \quad (5)$$

式(3)、(4)和(5)中, n_S 、 n_M 、 n_F 分别表示回波外推预报图象的预报成功、空报和漏报的像素点的个数。

在气象预报业务中,对不同的降水强度往往给予不同的关注度;因此,本试验采用多重回波反射率强度进行评估,并选取 20dBZ、30dBZ 和 40dBZ 三个回波反射率作为评估阈值。此外,本试验还进行了回波外推结果可视化,通过多重反射率评估和回波外推结果可视化两个方面对比 ConvLSTM 和光流法的预报结果。

1.5 试验设计

运行环境为 2.60 GHz CPU、内存大小 1TB 和 Quadro RTX8000 48G 显卡,基于 Python3.8 和 Tensorflow2.4 框架。采用 2019 年 6 月至 8 月的雷达回

波图像作为训练集,对原始序列数据以长度为 20 的滑动窗口、步长为 1 进行滑动采样,得到每个样本包含 20 张时间连续的雷达回波图像,其中前 10 张作为模型输入,后 10 张作为模型输出,得到的训练集总共有 19160 个样本。模型通过历史 1h 的 10 张图像外推未来 1h 的 10 张图像,即将雷达图像序列作为模型输入和样本标签。

ConvLSTM 模型由 4 层 ConvLSTM 循环层组成,每一层使用了 96 个尺寸为 3x3 的卷积核。并在每一个 ConvLSTM 层后加入批标准化层(Batch Normalization layer, BN),通过对每层的输出进行批标准化处理,防止过拟合并提高模型的训练速度。本文采用 Adam 作为 ConvLSTM 模型的优化器,Adam 的学习率设置为 0.0001;训练的每一批数据大小 batch-size 为 16 个样本,最大迭代次数设置为 300 次。采用均方误差(MSE)作为 ConvLSTM 模型的损失函数,其计算公式如式(6)所示, t 是期望输出, y 是 ConvLSTM 模型的输出。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2 \quad (6)$$

2 结果与分析

2.1 多重反射率评估

设计了 ConvLSTM 和半拉格朗日外推光流法^[18]的对比实验。光流法是一种经典的图像跟踪算法,能准确地实现对目标物的识别、追踪和运动估计,已被广泛应用于天文、气象和医学等领域。采用光流法和 ConvLSTM 两种方法进行回波外推实验,通过输入历史 1h 的 10 张图像,预报未来 1h 的 10 张图像,在 20dBZ、30dBZ 和 40dBZ 三个回波反射率强度条件下进行雷达回波消融实验。

由于测试集样本量较大,本文选取 2020 年 6 月 11 日至 20 日、7 月 11 日至 20 日和 8 月 11 日至 20 日总共 30d 进行每小时预报试验,测试集总共 715 个样本;利用光流法和训练好的 ConvLSTM 模型对 715 个测试样本进行外推预报,并计算出各项评估指标的平均值;此外,本文还计算各项指标在 1h 的均值,结果如表 1 所示。并给出 ConvLSTM 与光流法预报 1h 内逐 6min 的各项评估数据的变化曲线图,如图 2 所示。

从图 2 可以清楚地看出,相比光流法,ConvLSTM 模型的 CSI 和 POD 两个评价指标取得更好的效果, FAR 均较光流法低。在同一反射率强度条件下,两

种算法的 CSI 和 POD 数值均随着外推时间的增加而下降,而 FAR 逐渐增加。在相同预报时间下,随着回波反射率的增加,CSI 和 POD 逐渐下降,FAR 则逐渐增加;在回波反射率大于等于 20dBZ 和 30dBZ 条件下,此时过滤掉的信息较少,光流法和 ConvLSTM 在 1h 内都具有较高的预测准确率,预测结果也较为稳定。随着回波反射率的增大,过滤掉的细节信息增多,两种方法的 POD、CSI 和 FAR 出现不同程度的变化;尤其在回波反射率大于等于 40dBZ 条件下,光流法的 CSI 和 POD 下降较快,FAR 上升明显,且 FAR 曲线震荡较为明显。相比光流法,ConvLSTM 的外推结果能够更好地保持图像细节,在回波反射率大于等于 40dBZ 条件下,其预报效果优于光流法。

从表 1 中可以看出,采用 ConvLSTM 的雷达回波外推方法能够取得更好的预测结果,预测结果也较为稳定。表 1 中,随着回波反射率的增加,ConvLSTM 模型的 CSI 和 POD 两个评估指标均高于光流法,而 FAR 较光流法低。具体来说,在回波反射率大于等于 20dBZ 条件下,ConvLSTM 的 CSI 和 POD 比光流法均高出 0.02,FAR 低了 0.03;此外,在回波反射率大于等于 30dBZ 条件下,ConvLSTM 的 CSI 和 POD 分别比光流法均高出 0.05 和 0.06,FAR

表 1 不同反射率强度的实验结果对比

回波 反射率	光流法			ConvLSTM		
	CSI	POD	FAR	CSI	POD	FAR
≥ 20 dBZ	0.56	0.67	0.24	0.58	0.69	0.21
≥ 30 dBZ	0.38	0.45	0.28	0.43	0.51	0.22
≥ 40 dBZ	0.24	0.28	0.57	0.34	0.38	0.41

低了 0.06;在回波反射率大于等于 20dBZ 和大于等于 30dBZ 条件下,两种方法的预报效果相当。随着回波反射率强度的增加,光流法的 CSI 和 POD 下降较 ConvLSTM 较快,FAR 上升明显。在回波反射率大于等于 40dBZ 条件下,ConvLSTM 的 CSI 和 POD 分别比光流法高出 0.14 和 0.10,FAR 下降了 0.16,ConvLSTM 预报效果显著。在多重反射率条件下,ConvLSTM 的 CSI 和 POD 均值较光流法分别高出 0.06 和 0.059,FAR 下降了 0.058。ConvLSTM 兼具优异的特征提取和学习能力,可以充分利用海量的历史资料数据,在训练过程中学习雷达回波特征的演变规律并进行外推;通过对比在不同反射率强度条件下的 SCI、POD 和 FAR,实验结果表明,ConvLSTM 预报结果优于传统光流法。

在回波反射率强度大于等于 20BZ 和 30dBZ 条件下,两种算法的 FAR 评价指标增加较慢。随着回

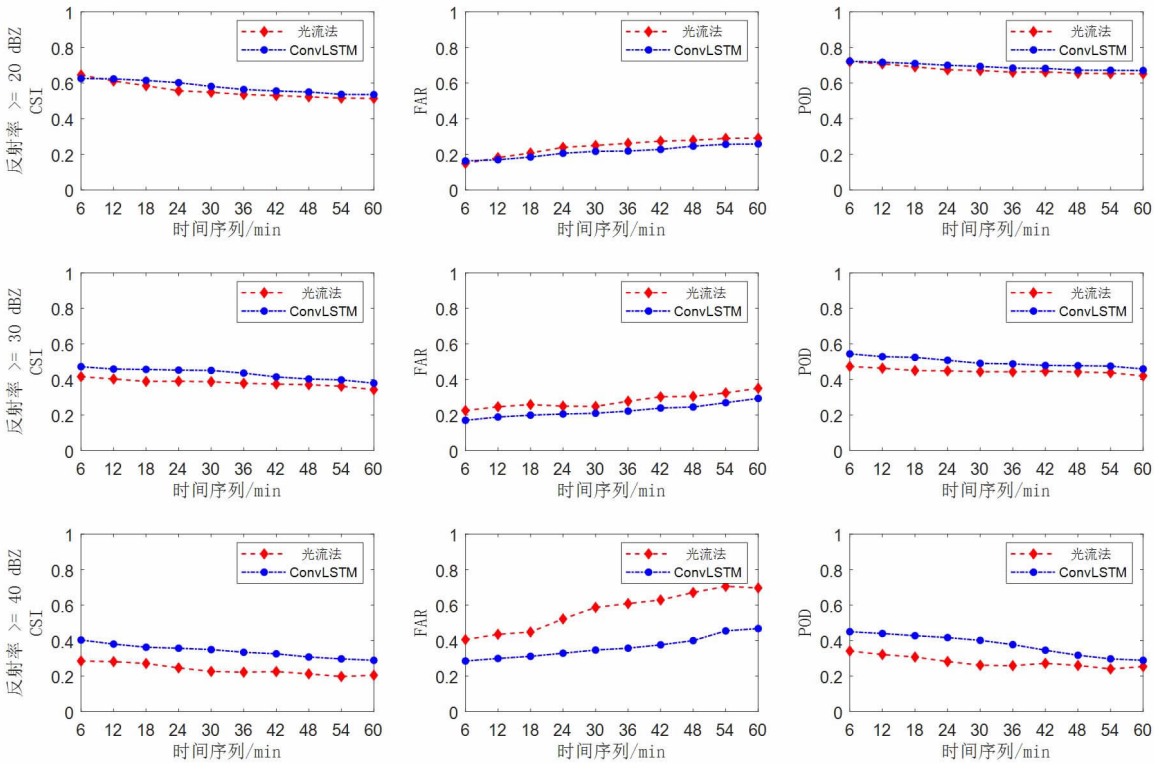


图 2 多重反射率的各指标变化对比

波反射率的增加,两种方法的3个评价指标变化较快;特别是在反射率强度大于等于40dBZ条件下,ConvLSTM和光流法的POD下降较快,FAR增加显著。由于回波强度与覆盖面积往往成反比的,随着回波反射率的增加,所对应的像素点个数就减少;此外,深度学习在进行回波外推预报时存在不同程度的模糊化现象,这将导致预报成功的像素点个数相对减少,而漏报的像素点个数和空报像素点的个数相对增加,从而导致FAR增大较快,而POD减小较快。

2.2 可视化

在回波外推结果可视化对比实验中,分别对2020年7月11日和2020年8月19日两次降水过程进行雷达回波外推预报,实验结果如图3所示。模型通过输入历史1h的10张图像,外推未来1h的10张图像,与输入序列的时间间隔相同,实际观测、回波外推结果的每张图之间的相隔时间均为6min。限于篇幅,本文仅选取第1、第3和第5时刻的3张图像进行可视化,每个样本对应3幅图像。

从两次降水事件的外推结果可以看出,ConvLSTM的回波外推结果与实际观测吻合程度较光流法高。随着回波外推时间的增加,光流法预测结果的形状出现了明显变形;由于光流法遵循灰度不变性假设,而实际的雷达回波存在生消演变,对于移速较快和生消演变迅速的降水过程,随着预报时间的增加,其预报效果逐渐降低。此外,随着预报时间的增加,ConvLSTM方法越往后外推图像相比于实际观测图像有不同程度的模糊化现象,由于ConvLSTM模型通过训练过程中学习到的雷达回波特征演变规律进行外推预报,模型尽可能通过历史回波数据序列去外推回波的形状和移动位置。此外,回波在生消演变过程中的增强或消散无法完全地通过历史观测数据的先验知识来进行精确预报,所以ConvLSTM的回波外推结果存在不确定性。ConvLSTM模型在进行回波外推预报时,外推预报结果尽可能地覆盖回波的范围而无法精确地预测回波强度演变的细节,导致外推结果也出现不同程度的模糊化现象。

3 结论与讨论

(1) 本研究基于华南2019—2020年每年的6月至8月的雷达回波拼图资料数据,采用ConvLSTM构建了0~1h短临降水预报模型,检验了该模

型在广西区域范围内的降水预报能力。基于ConvLSTM的雷达回波外推预报模型,通过从大量的雷达资料数据中学习雷达回波演变规律,提高了数据的利用率,其预报效果优于传统的光流法。

(2) 虽然深度学习方法较光流法有一定的优势,但从外推结果可视化图像上看,ConvLSTM模型的外推预报图像存在模糊化现象。且随着回波反射率的增加,预报结果的POD降低显著,FAR升高明显;由于回波特征演变的复杂性,在回波反射率大于等于20dBZ条件下,ConvLSTM模型的CSI、POD较高,FAR的较低;随着回波反射率和预报时间的增加,ConvLSTM的CSI和POD逐渐下降,FAR逐渐升高。由于雷达回波强度和覆盖面积往往是成反比的,这表明随着回波强度的增大,预报成功的像素点个数相对减少,而漏报的像素点个数和空报像素点的个数相对增加,此外ConvLSTM在进行雷达回波外推预报时存在模糊化的现象,所以随着回波反射率的增加POD降低显著,FAR升高明显。

深度学习方法较传统外推预报方法有一定的优势,但是也存在一些问题,随着回波反射率强度的增加,对细节的预测难度更大,深度学习外推结果出现模糊现象。

参考文献:

- [1] 施恩,李骞,顾大权,等.基于卷积神经网络的雷达回波外推方法[J].计算机应用,2018,38(3):661-665+676.
- [2] Johnson J T, MacKeen P L, Witt A, et al. The Storm Cell Identification and Tracking Algorithm: An Enhanced WSR-88D Algorithm[J]. Weather and forecasting, 1998, 13(2): 263-276.
- [3] Rinehart R E, Garvey E T. Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar [J]. Nature, 1978, 273(5660): 287-289.
- [4] Luo C, Li X, Wen Y, et al. A Novel LSTM Model with Interaction Dual Attention for Radar Echo Extrapolation[J]. Remote Sensing, 2021, 13(2): 164.
- [5] Shi X, Gao Z, Lausen L, et al. Deep Learning for Precipitation Nowcasting: A Benchmark and a New model[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5617-5627.
- [6] Shi E, Li Q, Gu D, et al. A method of Weather Radar Echo Extrapolation Based on Convolutional Neural Networks[C] //International Conference on Multimedia Modeling. Springer, Cham, 2018: 16-28.
- [7] Pan B, Hsu K, AghaKouchak A, et al. Improving Precipi-

- tation Estimation Using Convolutional Neural Network[J]. Water Resources Research, 2019, 55(3): 2301–2321.
- [8] Chen B F, Huang T S, Chen B, et al. Accurate and Clear Precipitation Nowcasting with Consecutive Attention and Rain-map Discrimination[J]. arXiv preprint arXiv: 2102.08175, 2021.
- [9] 路志英, 任一墨, 孙晓磊, 等. 基于深度学习的短时强降水天气识别[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2018, 51(2): 111–119.
- [10] 吴香华, 华亚婕, 官元红, 等. 基于 CNN-Attention-BP 的降水发生预测研究[J/OL]. 南京信息工程大学学报(自然科学版): 1–13[2021–09–24].
- [11] 梁振清, 陈生. 基于深度学习和雷达观测的华南短临预报精度评估[J]. 气象研究与应用, 2020, 41(1): 41–47.
- [12] 黄骄文, 蔡荣辉, 姚蓉, 等. 深度学习网络在降水相态识别和预报中的应用[J]. 气象, 2021, 47(3): 317–326.
- [13] Agrawal S, Barrington L, Bromberg C, et al. Machine Learning for Precipitation Nowcasting From Radar Images[J]. arXiv e-prints arXiv: 1912.12132, 2019.
- [14] Ayzel G, Scheffer T, Heistermann M. RainNet v1. 0: a Convolutional Neural Network for Radar-based Precipitation Nowcasting [J]. Geoscientific Model Development, 2020, 13(6): 2631–2644.
- [15] 方巍, 庞林, 张飞鸿, 等. 对抗型长短期记忆网络的雷达回波外推算法[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(5): 1067–1080.
- [16] 吴卓升, 张巍, 林艳, 等. 动态概率卷积神经网络在雷达回波外推中的应用[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(7): 2125–2129.
- [17] Shi X, Chen Z, Wang H, et al. Convolutional LSTM network: A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015(28): 802–810.
- [18] Ayzel G, Heistermann M, Winterrath T. Optical Flow Models as an Open Benchmark for Radar-based precipitation Nowcasting (Rainmotion v0.1) [J]. Geoscientific Model Development Discussions, 2018: 1–23.

Forecast of short-term precipitation in Guangxi based on ConvLSTM

Huang Qiqiao¹, Mai Xiongfa¹, Li Ling², Tang Jing², Tang Feilong¹

(1. School of Mathematics and Statistics, Nanning Normal University, Nanning 530001, China;

2. School of Geography and Planning, Nanning Normal University, Nanning 530001, China)

Abstract: Aiming at the problem of low prediction accuracy of traditional radar echo extrapolation algorithms in the process of rapid growth or dissipation of precipitation, the paper established a ConvLSTM echo extrapolation model by using the South China radar echo mosaic data to study short-term precipitation in Guangxi. The accuracy rate (POD), critical success index (CSI) and false alarm rate (FAR) evaluation models in meteorological services were used, and ConvLSTM was compared with the optical flow method. The experimental results show that the CSI and POD of the ConvLSTM prediction result are 0.06 and 0.059 higher than that of the optical flow method, respectively, while the FAR decreases by 0.058. This shows that ConvLSTM has a higher accuracy of echo extrapolation than the optical flow method, which can provide a new method reference for the forecast of short-term precipitation in Guangxi.

Key words: nowcasting; radar echo; ConvLSTM; optical flow