

# 基于时空特征的热带气旋强度预测方法

郝 坤, 张天坤, 史振威

(北京航空航天大学宇航学院, 北京 100083)

**[摘要]** 热带气旋是一种极具破坏力的天气系统,我国每年都深受其带来的灾害困扰。目前热带气旋的强度预报业务以统计预报方法为主,通过利用气候持续因子对热带气旋未来的强度建立回归模型,不仅需要进行复杂的特征选择,而且缺乏对周围环境信息的利用,预报精度多年以来都未能有显著提升。提出了一个能同时提取时序特征与空间特征的热带气旋强度预测网络,针对环境场物理量因子对热带气旋的影响,使用卷积层学习其空间信息,结合循环神经单元对热带气旋的历史时间序列进行建模,实现端到端的预测输出。在对西北太平洋的热带气旋样本进行测试后,结果表明该 24 h 强度预测网络显著优于上海台风研究所公布的相应时段其他预报方法,故可作为一种新的智能预测模型,为预报员提供有价值的客观参考。

**[关键词]** 热带气旋,时空特征,强度预测,深度学习

**[中图分类号]** TP391 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2019)03-0001-07

## An Tropical Cyclone Intensity Prediction Method Based on Spatial-Temporal Features

Hao Kun, Zhang Tiankun, Shi Zhenwei

(School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Tropical Cyclone (TC) is a destructive weather system, which causes disasters every year in China. At present, researchers usually develop statistical forecast methods for TC intensity forecast. They use the climatic persistence factors to develop a regression model for the future intensity of TC. Such model, however, needs a complex procedure of feature selection and lacks the use of information in the surrounding environment. So the forecast accuracy has not been significantly improved over the recent years. This paper proposes a TC intensity prediction model that can extract spatial and temporal features simultaneously. As for the influence of environmental physical factors on TC, the convolutional layer is used to learn its spatial information, and the recurrent neural unit is used to model the historical time series of tropical cyclone to achieve an end-to-end prediction. Having tested the TC samples in the Northwest Pacific, the results show that our spatial-temporal intensity prediction network is superior to other forecast methods published by Shanghai Typhoon Institute (STI) in the corresponding period, so it can be used as a new intelligent prediction model to provide valuable objective reference for forecasters.

**Key words:** tropical cyclone, spatial-temporal features, intensity prediction, deep learning

热带气旋(tropical cyclone, TC)是发生在热带或副热带洋面上的低压涡旋,属于一种强大深厚的热带天气系统,其往往与巨浪、风暴潮、强风、暴雨等有关,具有很强的破坏性<sup>[1]</sup>。西北太平洋是热带气旋最为活跃的海区,中国地处西北太平洋西岸,是世界上遭受 TC 灾害最多的国家之一,平均每年约有 7 个 TC 登陆我国沿海地区,带来严重的财产损失甚至人员伤亡<sup>[2]</sup>。及时准确地预报 TC 路径与强度,对降低灾害损失十分关键。随着气象卫星的应用与集合预报方法的普及,世界各国的 TC 路径预报准确率都有了大幅提高,相比之下,TC 强度的预报方法进步很小,预报 TC 强度仍然是一项艰巨的任务<sup>[3-5]</sup>。近年来,气象观测资料不断累积,随着大数据时代的到来,算力的增强使得数据利用率显著提升。但长期以来 TC 预报均依

收稿日期:2019-07-05.

基金项目:国家重点研发计划(2017YFC1405605).

通讯联系人:史振威,博士,教授,博士生导师,研究方向:图像处理、机器学习. E-mail: shizhenwei@buaa.edu.cn

赖于数值模拟或统计回归,前者计算过程复杂且初始状态干扰大,后者需要手工设计大量特征.将深度学习应用到 TC 预报任务中,对 TC 的时序特征及空间环境特征进行建模,不仅可以自动提取时空信息,降低人力与算力成本,同时也能促进预报精度的提升,为预报员提供具有参考价值的预测结果.

## 1 相关工作

气象学中对 TC 强度的划分依赖于 TC 底层近中心最大平均风速,其变化过程非常复杂,但大体主要由 4 个因子控制:气候持续因子(指预报时刻之前一段时间的 TC 相关特征量,如 TC 前期的经纬度、强度等)、海洋大气对 TC 的热力作用、大气对 TC 的动力作用以及 TC 本身的结构变化<sup>[6]</sup>.针对 TC 强度预报的实际业务,统计预报模式占主要地位<sup>[7]</sup>.早在 1972 年,Neuman 率先提出了气候持续法(CLIPER)模型,基于气候持续因子建立强度值的线性回归方程.1997 年,Fitzpatrick 发表 TIPS,融合了数字卫星资料,用于预报西北太平洋深海洋面上的 TC 强度<sup>[8]</sup>.国内实际应用中,除了 CLIPER 模型,还有偏最小二乘法模型(PLS)<sup>[9]</sup>、神经网络模型<sup>[10-12]</sup>等.2019 年,Pan 等使用 DLM 模型来解决 TC 强度的预测问题<sup>[13]</sup>.这些大都仅使用了气候持续因子,而未考虑环境要素对 TC 的作用力,有时还伴随着繁杂的因子筛选、提取过程,相对较为耗时.本文从影响 TC 强度的相关因素出发,综合考虑 TC 前期的持续性因子(即时序信息)及环境场对 TC 的强度干扰(即空间信息),对 TC 发展过程进行时空建模,提出了一种基于深度学习的智能预测方法,从而提高数据利用率,实现端到端的强度预测输出.

## 2 研究方案

### 2.1 数据集

在对西北太平洋热带气旋进行强度预测研究时,采用中央气象局(China Meteorological Administration, CMA)发布的热带气旋最佳路径数据集(best track, BST)<sup>[14]</sup>和美国国家环境预报中心(the National Centers for Environmental Prediction, NCEP)发布的气候预报再分析资料(climate forecast system reanalysis, CFSR).其中 BST 数据记录了 1949 年以来西北太平洋海域(含南海,赤道以北,东经 180°以西)热带气旋每 6 h 一次的位置和强度,数据格式如表 1 所示,YYYYMMDDHH 代表年/月/日/时,I 是以 TC 近中心最大平均风速为依据划分的强度等级,LAT 与 LONG 代表 TC 中心所在的经纬度(单位:×0.1°),PRES 为与 TC 强度相关的中心最低气压(单位:hPa),WND、OWD 分别是 2 min 平均近中心最大风速和平均风速(单位:m/s),其中 WND 即为要预测的变量.

表 1 BST 数据记录示例  
Table 1 Example for BST dataset

YYYYMMDDHH	I	LAT	LONG	PRES	WND	OWD
1953061506	0	125	1 116	1 000	10	15
1953061512	0	132	1 117	1 000	10	15
1953061518	0	142	1 117	1 000	10	15
1953061600	0	150	1 117	1 000	10	20
1953061606	0	159	1 112	999	10	20

CFSR 是一种格点类型数据,经纬向格间距均为 0.5°,记录了 1979 年至今在全球经纬度格点上的物理量因子,其时间分辨率与 BST 数据相同,也是 6 h 间隔. CFSR 有多种变量,本文选择了与 TC 强度相关的 9 个物理量,分别为:500 hPa、700 hPa、850 hPa 的涡度,500 hPa、700 hPa、850 hPa 的比湿,1 000 mbar 的温度,以及风暴运动的  $u$  分量与  $v$  分量.图 1 所示为 2018 年台风“山竹”发生过程中某时刻的 CFSR 物理量场示例.

### 2.2 预处理

BST 数据以时间顺序为轴线,信息主要包含 TC 前期的气候持续因子;而 CFSR 数据均为二维空间场量,记录的是所有时刻 TC 环境中的物理信息.为了能高效利用两个数据集的时空特征,取 1979~2017 年(二者在时间尺度上的交集)发生在西北太平洋海域(二者在空间尺度上的交集)的 914 条热带气旋为研究样本,其中 1979~2010 年的 754 条热带气旋作为训练样本,2011~2017 年的 160 条热带气旋用于测试网络性能.图 2 展示了数据集中 50 条 TC 样例.

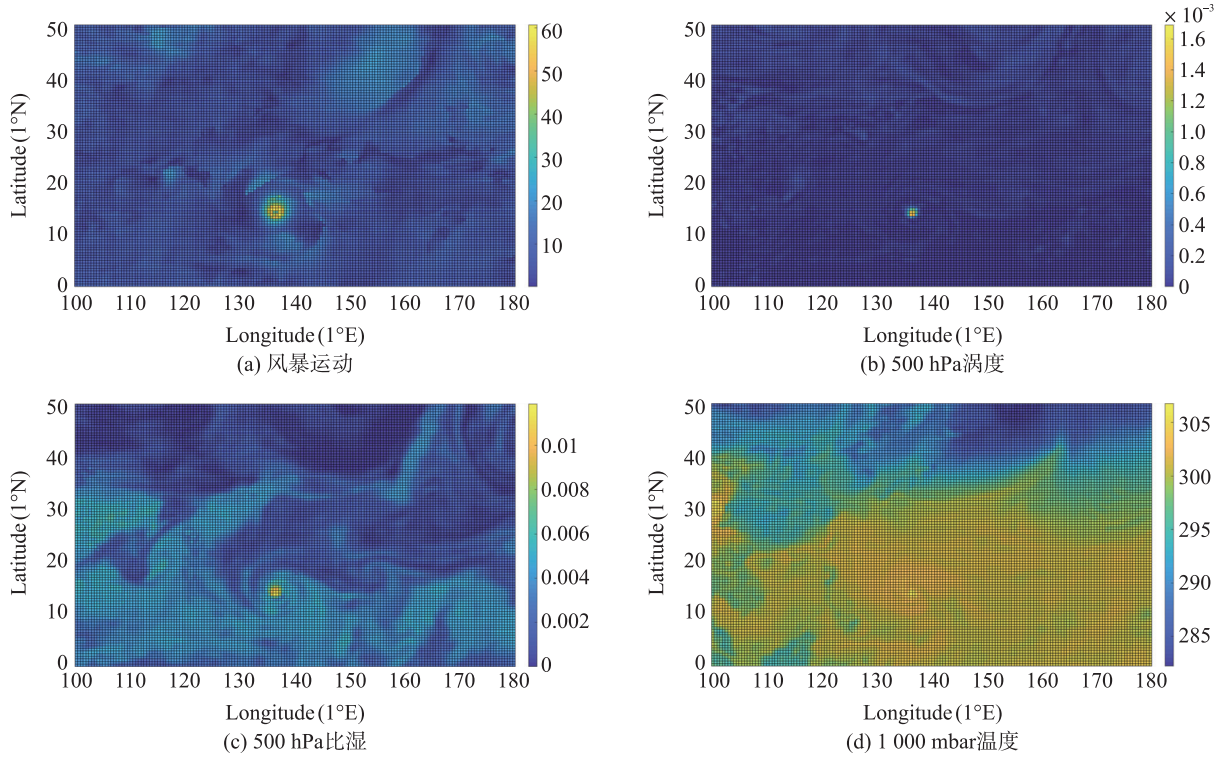


图 1 CFSR 物理量场示例

Fig. 1 Example for CFSR dataset

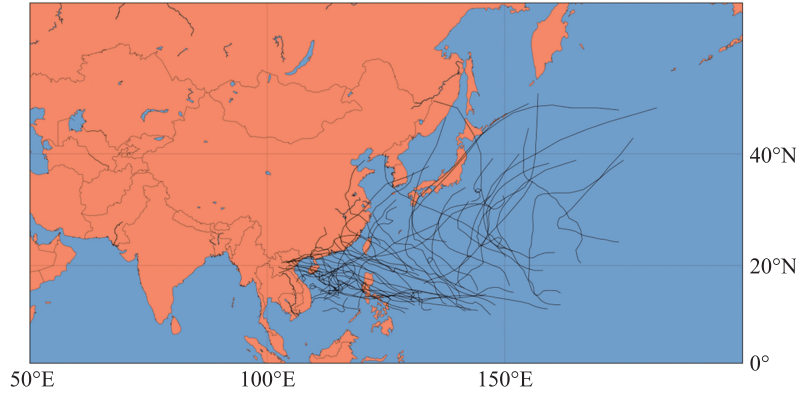


图 2 热带气旋样本示例

Fig. 2 Example for tropical cyclone samples

对于 BST 数据集中的一条热带气旋,如果包含  $s$  个时间点信息,则称其时序长度为  $s$ . 令起报时刻的时间点  $t$  为当前时刻,  $\mathbf{f}_t \in \mathbf{R}^{6 \times 1}$  表示  $t$  时刻的月份、强度、纬度、经度、中心气压及最大风速共 6 个因子. 每次用于预测的输入取起报时刻及起报时刻之前  $x$  个时间点的信息  $X_{\text{bst}}(i) = \{\mathbf{f}_{t-x}, \dots, \mathbf{f}_{t-2}, \mathbf{f}_{t-1}, \mathbf{f}_t\}$ , 其中  $i$  为样本索引. 输出为 24 h 或 48 h 之后的 TC 近中心最大风速  $Y(i) = y_{t+4}$  或  $Y(i) = y_{t+8}$ . 故一个同时包含输入与标签的样本所需的时间点为  $x+5$  或  $x+9$  个,即对于 24 h 预测,一条热带气旋可以生成  $s-x-4$  个样本;对于 48 h 预测,一条热带气旋可以生成  $s-x-8$  个样本.

以 BST 数据集中第  $i$  个样本的输入  $X_{\text{bst}}(i)$  为例,其包含  $x+1$  个时间点信息. 对于时间点  $t$ ,对应有 TC 中心所在的经纬度坐标,将其根据距离最小原则映射到 CFSR 再分析资料中的格点上,以映射点为中心,取四周边长为  $35^\circ$  的正方形区域<sup>[15]</sup>,读出区域内 9 个物理量栅格数据,即可得到该时间点的三维环境场信息  $M_t \in \mathbf{R}^{9 \times 71 \times 71}$ .

### 2.3 网络结构

循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)允许信息的持久化,对之前的网络状态保留记忆,尤其



适用于序列数据. 但 RNN 存在训练难的问题. 目前普遍使用的是继承了 RNN 思想,但又有其自身优势的长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)<sup>[16]</sup>,通过设置 3 个门控子网络,LSTM 能够自主学习到时序数据上的历史遗忘率、新输入权重及合理的输出率,从而表征样本的时间相关性,这对热带气旋序列非常适用. 为了融合环境场信息,本文利用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)对起报时刻及之前一段时间的 TC 周围物理量数据进行空间特征的提取,再与 BST 数据结合,一并送入 LSTM 单元学习,最终输出预测时刻的 TC 强度值. 图 3 所示为本文使用的网络架构.

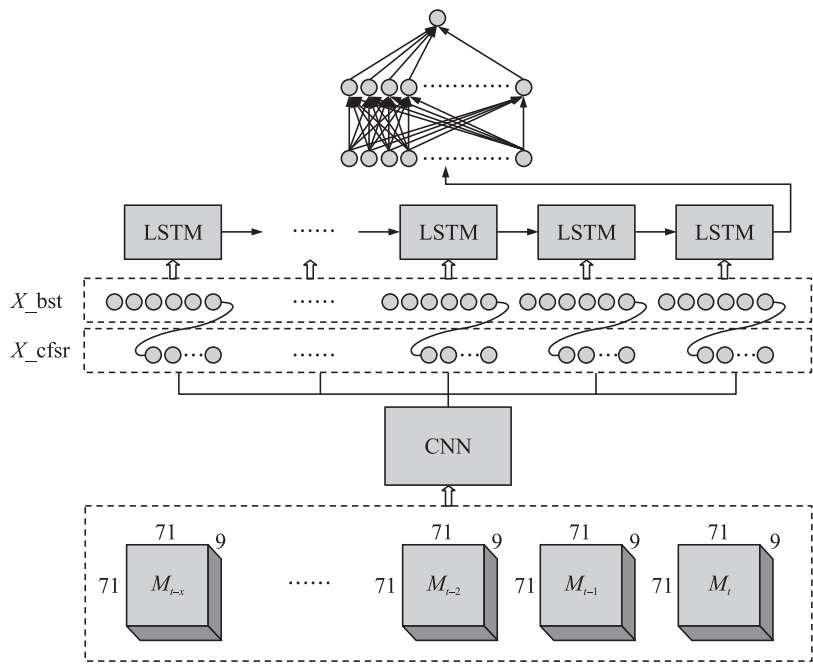


图 3 TC 强度预测模型

Fig. 3 Tropical cyclone intensity prediction model

据上节所述,对于第  $i$  个样本的  $t$  时刻,由 CFSR 资料得到  $M_t$ ,利用卷积层提取空间特征,输出一维向量  $c_t$ ,所有输入时刻即有  $X_{\text{cfsr}}(i) = \{c_{t-x}, \dots, c_{t-2}, c_{t-1}, c_t\}$ ,再将  $X_{\text{bst}}(i)$  与  $X_{\text{cfsr}}(i)$  融合为  $X_{\text{concat}}(i) = \{l_{t-x}, \dots, l_{t-2}, l_{t-1}, l_t\}$ ,共同送入 LSTM 单元,其中  $l_t = [f_t, c_t]$ ,  $[\cdot, \cdot]$  代表向量拼接操作. LSTM 单元采用两层堆叠方式,以增强网络的表达能力,取 LSTM 最终时刻的输出,利用两个全连接层,即可得到预测结果.

3 实验

本文针对 TC 强度的 24 h 预测与 48 h 预测,分别按照 2.2 节和 2.3 节所述方法进行建模. 通过设置不同的  $x$  值( $x=3,4,5,6,7,8$ ),发现预测结果之间无显著区别,故取时效短且误差较小的  $x=4$ ,利用起报时刻及起报时刻之前 4 个时间点(即前 24 h)的信息作为样本输入,24 h 预测样本序列长度至少为 9,48 h 预测样本序列长度至少为 13,具体数据分布详情如表 2 所示.

表 2 实验样本分布  
Table 2 Sample distribution

时间	训练集	测试集							
	1979~2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	总和
TC 个数	754	18	27	28	19	24	21	23	160
样本个数(24 h/48 h)	17 555/14 539	458/386	654/546	548/436	425/349	791/695	437/353	446/354	3 759/3 119

卷积部分设置了 4 层,为保留空间信息,第 1 层采用  $5 \times 5$  的卷积核,且不进行降采样,2、3、4 层均为卷积-池化模式,使用全连接层,输出长度为 64 的特征向量来表征空间信息,详细网络参数如表 3 所示. 时序单元由两层 LSTM 堆叠,每个时刻输出长度为 256 的向量,实验取最终时刻的输出,并通过两层全连接结构来预测强度结果.

表 3 CNN 模块结构

Table 3 CNN structure

	Kernel size	Channel num	Stride	Activation
Conv1	5 * 5	32	1 * 1	ReLU
Conv2	3 * 3	32	1 * 1	ReLU
MaxPool	2 * 2	—	2 * 2	—
Conv3	3 * 3	64	1 * 1	ReLU
MaxPool	2 * 2	—	2 * 2	—
Conv4	3 * 3	64	1 * 1	ReLU
MaxPool	2 * 2	—	2 * 2	—
FC1	—	384	—	ReLU
FC2	—	64	—	Sigmoid

程序在 Windows10 系统下运行,使用 NVIDIA 显卡加速计算,测试结果如表 4、表 5 所示. 用于对比的方法有 4 种数值模型和 4 种统计方法,分别为:GRAPES-TCM、日本数值、上海台风模式、广州数值和 WIPS、偏最小二乘法、相似强度方法、DLM 模型. 除 DLM 外,其他方法的预报误差均来自中国气象局上海台风研究所(Shanghai Typhoon Institute of China Meteorological Administration, STI-CMA)每年公布的西北太平洋热带气旋预报精度评定<sup>[17-23]</sup>.

表 4 24 h 热带气旋强度预测平均绝对误差

Table 4 Mean absolute error for 24 h tropical cyclone intensity prediction

24 h	2011 <sup>[17]</sup>		2012 <sup>[18]</sup>		2013 <sup>[19]</sup>		2014 <sup>[20]</sup>		2015 <sup>[21]</sup>		2016 <sup>[22]</sup>		2017 <sup>[23]</sup>	
	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数
GRAPES-TCM	14.4	285	7.43	331	7.39	290	6.22	212	8.2	483	6.0	289	6.2	253
日本数值	5.1	357	—	—	7.43	413	6.81	416	6.7	699	6.4	460	5.4	374
上海台风模式	6.6	245	6.99	291	6.79	105	—	—	8.3	439	6.2	188	4.7	248
广州数值	4.9	145	5.17	206	5.51	164	—	—	8.9	285	8.0	182	6.5	82
WIPS	5.1	160	4.31	204	5.75	177	—	—	5.4	489	6.6	352	4.7	340
偏最小二乘	4.3	365	5.04	502	5.21	241	5.70	377	5.6	563	7.7	332	5.0	362
相似强度	—	—	—	—	—	—	—	—	5.2	579	6.4	368	4.5	343
DLM	3.8	—	5.0	—	5.2	—	5.4	—	5.5	—	5.8	—	—	—
论文方法	3.60	458	4.29	654	4.21	548	4.60	425	4.62	791	5.58	437	4.38	446

表 5 48 h 热带气旋强度预测平均绝对误差

Table 5 Mean absolute error for 48 h tropical cyclone intensity prediction

48 h	2011 <sup>[17]</sup>		2012 <sup>[18]</sup>		2013 <sup>[19]</sup>		2014 <sup>[20]</sup>		2015 <sup>[21]</sup>		2016 <sup>[22]</sup>		2017 <sup>[23]</sup>	
	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数	误差	预报次数
GRAPES-TCM	16.9	232	8.27	271	8.36	207	8.71	188	9.5	395	7.5	247	8.1	187
日本数值	8.9	292	—	—	12.44	309	11.20	342	10.7	594	10.7	382	8.1	288
上海台风模式	8.0	216	8.20	241	6.98	64	—	—	11.8	367	6.8	162	5.3	194
广州数值	7.8	109	7.75	158	8.30	119	—	—	10.5	239	11.5	139	7.7	57
WIPS	6.9	141	5.76	159	8.95	129	—	—	7.9	415	9.1	266	5.7	240
偏最小二乘	6.2	316	7.40	413	7.85	172	8.17	323	8.2	482	12.6	324	6.4	252
相似强度	—	—	—	—	—	—	—	—	7.6	486	9.4	294	6.1	266
DLM	5.0	—	6.7	—	6.0	—	7.6	—	7.4	—	7.5	—	—	—
论文方法	6.16	386	6.69	546	6.73	436	6.86	349	7.24	695	9.05	353	6.82	354

论文方法与 8 种对比方法一样,均属于客观预测方法. 从上表结果可以看出,针对 24 h 强度预测,本文模型在所有方法中均达到了最佳精度;针对 48 h 强度预测,本文方法在 2014 年和 2015 年达到了最佳精度. 这说明对于短期预测,论文提出的时空强度预测模型具有显著优势;随着预测时效的增加,该模型的预测能力虽有所下降,但在常用的客观预测方法中依然能保持较小的误差,这得益于时空数据的信息贡献与合理的网络结构. 值得注意的是,相较于其他方法,本文方法试报次数较多,故得到的误差更具有可信度. 结果表明,本文提出的时空强度预测网络能够有效地学习时序持续因子、环境物理量因子与 TC 运动的复杂关系,给出更加精确的强度预测结果. 图 4 是对 2018 年台风个例“Trami”和“Barijat”的 24 h 预测

曲线,可以看出,不论强度变化范围的高低,本文方法均能正确地模拟出台风强度的变化趋势,其预测结果与真实强度基本一致。

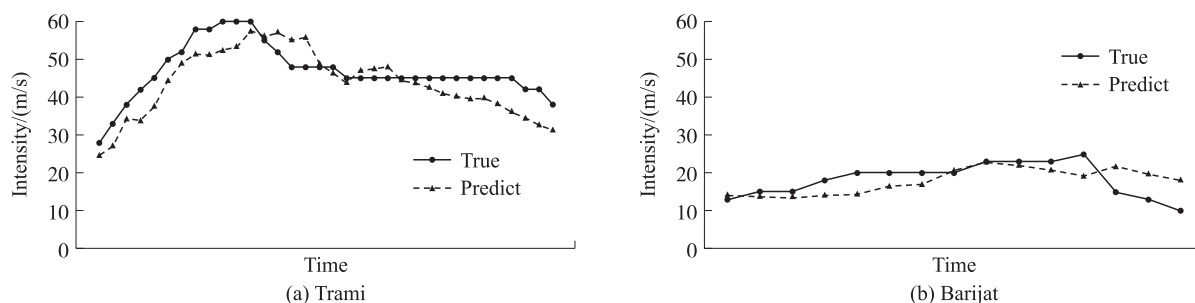


图 4 台风强度预测曲线

Fig. 4 Typhoon intensity prediction curve

## 4 结语

本文针对西北太平洋热带气旋的强度预测,提出了一个基于时空信息融合的深度学习模型,通过逐层卷积提取 TC 周围的环境场物理量特征,再利用长短时记忆网络对 TC 样本进行时序建模,实现了时空特征的有效提取和端到端的预测输出,24 h 预测结果优于相应时段公布的其他方法. 这既促进了 TC 强度预报的智能化,又能为预报员提供极具价值的客观参考. 后续工作一方面将围绕基于样本针对性的细化预测展开(如对热带气旋分走势、分时间、分地理位置进行建模),另一方面考虑融合更多信息(如地形因素等),进而提升 TC 强度的长期预测精度,为实际业务应用带来更好的参考方案。

## [参考文献] (References)

- [1] CAGIGAL G L, MÉNDEZ I F J, RUEDA A, et al. On the prediction of tropical cyclones wind wave footprint using satellite data and neural networks[C]//AGU Fall Meeting. Washington, DC: American Geophysical Union, 2018.
- [2] 董伟杰. 1998—2017 年夏季西北太平洋台风活动特征研究[J]. 中国高新科技, 2019(1): 124–126.  
DONG Y J. A study on characteristics of typhoon activity in summer in the Northwest Pacific Ocean from 1998 to 2017[J]. China High-Tech, 2019(1): 124–126. (in Chinese)
- [3] KNAFF J A, SAMPSON C R, DEMARIA M. An operational statistical typhoon intensity prediction scheme for the Western North Pacific[J]. Weather and forecasting, 2005, 20(4): 688–699.
- [4] 李晴岚. 西北太平洋热带气旋强度预报研究[C]//中国气象学会. 第 35 届中国气象学会年会 S1 灾害天气监测、分析与预报. 合肥: 中国气象学会, 2018.  
LI Q L. A study on tropical cyclone intensity forecast in the northwest Pacific[C]//Chinese Meteorological Society. Meeting S1 of Annual Meeting of Chinese Meteorological Society on Disaster Weather Monitoring, Analysis and Forecast. Hefei, China: Chinese Meteorological Society, 2018. (in Chinese)
- [5] 张守峰, 余晖, 向纯怡. 中央气象台台风强度综合预报误差分析[J]. 气象, 2015, 41(10): 1278–1285.  
ZHANG S F, YU H, XIANG C Y. Comprehensive forecast error analysis of typhoon intensity of central meteorological station[J]. Meteorological monthly, 2015, 41(10): 1278–1285. (in Chinese)
- [6] 周聪. 基于偏最小二乘法的西北太平洋热带气旋强度预报模式[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2014.  
ZHOU C. Intensity forecasting model of tropical cyclone over the Northwestern Pacific based on partial least squares method[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2014. (in Chinese)
- [7] 陈彩珠. 西北太平洋热带气旋强度预报方法的评估[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2011.  
CHEN C Z. Evaluating the performance of tropical cyclone intensity guidance over the Northwest Pacific[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2011. (in Chinese)
- [8] FITZPATRICK P J. Understanding and forecasting tropical cyclone intensity change with the typhoon intensity prediction scheme (TIPS)[J]. Weather and forecasting, 1997, 12(4): 826–846.
- [9] 宋金杰, 王元, 陈佩燕, 等. 基于偏最小二乘回归理论的西北太平洋热带气旋强度统计预报方法[J]. 气象学报, 2011,

- 69(5):745-756.
- SONG J J, WANG Y, CHEN P Y, et al. A statistical prediction method of tropical cyclone intensity in the Northwest Pacific based on partial least squares regression theory[J]. *Acta meteorologica sinica*, 2011, 69(5):745-756. (in Chinese)
- [10] 黄小燕. 模糊神经网络在热带气旋强度预报中的应用研究[C]//第26届中国气象学会年会热带气旋科学研讨会分会场论文集. 北京:中国气象学会, 2009.
- HUANG X Y. Application of fuzzy neural network in tropical cyclone intensity forecast[C]//Proceedings of the 26th Annual Conference of Chinese Meteorological Society on Tropical Cyclone Science. Beijing, China: Chinese Meteorological Society, 2009. (in Chinese)
- [11] 史旭明, 金龙, 黄小燕. 基于KPCA的台风强度神经网络集合预报方法研究[J]. *气象科学*, 2013, 33(2):184-189.
- SHI X M, JIN L, HUANG X Y. A new neural network ensemble forecast method based on KPCA for typhoon intensity[J]. *Journal of the meteorological sciences*, 2013, 33(2):184-189. (in Chinese)
- [12] 黄颖, 金龙, 黄小燕, 等. 基于局部线性嵌入的人工智能台风强度集合预报模型[J]. *气象*, 2014, 40(7):806-815.
- HUANG Y, JIN L, HUANG X Y, et al. An artificial intelligence ensemble prediction scheme for typhoon intensity using the locally linear embedding[J]. *Meteorological monthly*, 2014, 40(7):806-815. (in Chinese)
- [13] PAN B, XU X, SHI Z. Tropical cyclone intensity prediction based on recurrent neural networks[J]. *Electronics letters*, 2019, 55(7):413-415.
- [14] YING M, ZHANG W, YU H, et al. An overview of the China meteorological administration tropical cyclone database[J]. *J Atmos Oceanic Technol*, 2014, 31:287-301.
- [15] 黄小燕, 金龙. 条件数在台风移动路径预报中的应用[J]. *自然灾害学报*, 2007(3):35-40.
- HUANG X Y, JIN L. Application of condition number to forecasting moving track of typhoon[J]. *Journal of natural disasters*, 2007(3):35-40. (in Chinese)
- [16] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural computation*, 1997, 9(8):1735-1780.
- [17] 陈国民, 汤杰, 曾智华. 2011年西北太平洋热带气旋预报精度评定[J]. *气象*, 2012, 38(10):1238-1246.
- CHEN G M, TANG J, ZENG Z H. Error analysis on the forecasts of tropical cyclones over Western North Pacific in 2011[J]. *Meteorological monthly*, 2012, 38(10):1238-1246. (in Chinese)
- [18] 陈国民, 余晖, 曹庆. 2012年西北太平洋热带气旋预报精度评定[J]. *气象*, 2013, 39(10):1350-1358.
- CHEN G M, YU H, CAO Q. Error analysis on the forecasts of tropical cyclones over Western North Pacific in 2012[J]. *Meteorological monthly*, 2013, 39(10):1350-1358. (in Chinese)
- [19] 陈国民, 曹庆. 2013年西北太平洋热带气旋预报精度评定[J]. *气象*, 2014, 40(12):1549-1557.
- CHEN G M, CAO Q. Error analysis on the forecasts of tropical cyclones over Western North Pacific in 2013[J]. *Meteorological monthly*, 2014, 40(12):1549-1557. (in Chinese)
- [20] 陈国民, 曹庆, 白莉娜. 2014年西北太平洋热带气旋预报精度评定[J]. *气象*, 2015, 41(12):1554-1561.
- CHEN G M, CAO Q, BAI L N. Error analysis on the forecasts of tropical cyclones over Western North Pacific in 2014[J]. *Meteorological monthly*, 2015, 41(12):1554-1561. (in Chinese)
- [21] 陈国民, 白莉娜, 万日金. 2015年西北太平洋热带气旋预报精度评定[J]. *气象*, 2017, 43(4):501-507.
- CHEN G M, BAI L N, WAN R J. Error analysis on the forecasts of tropical cyclones over Western North Pacific in 2015[J]. *Meteorological monthly*, 2017, 43(4):501-507. (in Chinese)
- [22] 陈国民, 张喜平, 白莉娜, 等. 2016年西北太平洋和南海热带气旋预报精度评定[J]. *气象*, 2018, 44(4):582-589.
- CHEN G M, ZHANG X P, BAI L N, et al. Error analysis on the forecasts of tropical cyclones over Western North Pacific and South China Sea in 2016[J]. *Meteorological monthly*, 2018, 44(4):582-589. (in Chinese)
- [23] 陈国民, 张喜平, 白莉娜, 等. 2017年西北太平洋和南海热带气旋预报精度评定[J]. *气象*, 2019, 45(4):577-586.
- CHEN G M, ZHANG X P, BAI L N, et al. Error analysis on the forecasts of tropical cyclones over Western North Pacific and South China Sea in 2017[J]. *Meteorological monthly*, 2019, 45(4):577-586. (in Chinese)

[责任编辑:严海琳]