LTP_DSEF模型对2018年登陆中国热带气旋强降水预报的应用

贾作¹, 任福民^{1*}, 张大林^{1,2}, 丁晨晨¹, 杨明仁³, 冯恬^{1,4}, 陈博宇⁵, 杨慧¹

1. 中国气象科学研究院, 灾害天气国家重点实验室, 北京 100081;

2. Department of Atmospheric and Oceanic Science, University of Maryland, College Park, Maryland 20742, USA;

3. 台湾大学大气科学系, 台北 10617;

4. 成都信息工程大学大气科学学院, 成都 610225;

5. 国家气象中心, 北京 100081

* 通讯作者, E-mail: fmren@163.com

收稿日期: 2019-07-11; 收修改稿日期: 2019-09-06; 接受日期: 2019-10-11; 网络版发表日期: 2019-11-04

国家自然科学基金项目(批准号: 41675042)、海南省国家重点基础研究发展计划项目(编号: SQ2019KJHZ0028)、国家重点基础研究发展计划项目(编号: 2018YFC1507703)和2019年核心业务发展专项-登陆热带气旋降水的动力-统计相似集合预报技术项目资助

摘要 最近, 一种基于路径相似的登陆热带气旋降水动力统计集合预报(LTP_DSEF)模型被发展用来预报登陆热带气旋(LTC)带来的强降水。文章把LTP_DSEF模型应用于2018年登陆中国的10个热带气旋(TC)的强过程降水预报, 通过测试模型的3452套预报方案确定了对这10个LTC的最佳方案, 然后将其性能与三家动力模式(ECMWF、GFS和GRAPES)进行对比。结果表明: LTP_DSEF模型在预报LTC的较强过程降水方面与三家动力模式相比很有优势, 特别是预报250mm以上量级的过程降水; 对单TC, LTP_DSEF模型预报LTC过程降水的能力优于或者略逊于三家动力模式, 特别在三家动力模式对某些TC的强降水均无预报能力时, 模型仍能提供宝贵的大于零的TS值; 此外虽然与实况相比该模型预测的强降水范围倾向偏大, 但它在多数情况下能合理地捕捉到强降水的落区。初步研究表明, 尽管LTP_DSEF模型只引入了TC路径和登陆时间两个相似性变量, 但它已能为LTC的强过程降水预报提供非常有用的指导。

关键词 登陆热带气旋, 强降水预报, LTP_DSEF模型

1 引言

热带气旋(TC)是在广阔的热带海洋上形成的一种快速旋转的对流风暴, 是对人类社会危害最严重的自然灾害之一。它引起的大风、风暴潮, 尤其是其登陆

后的强降雨, 会严重影响登陆周边地区的生命和财产安全(Jiang和Zipser, 2010; 陈联寿和许映龙, 2017)。因此, 提高对登陆热带气旋强降水的预报水平具有十分重要的意义。

针对LTC降水预报大体有3类技术: 动力模式、统

中文引用格式: 贾作, 任福民, 张大林, 丁晨晨, 杨明仁, 冯恬, 陈博宇, 杨慧. 2020. LTP_DSEF模型对2018年登陆中国热带气旋强降水预报的应用. 中国科学: 地球科学, 50: 609–618, doi: [10.1360/SSTe-2019-0149](https://doi.org/10.1360/SSTe-2019-0149)

英文引用格式: Jia Z, Ren F, Zhang D, Ding C, Yang M, Feng T, Chen B, Yang H. 2020. An application of the LTP_DSEF model to heavy precipitation forecasts of landfalling tropical cyclones over China in 2018. Science China Earth Sciences, 63: 27–36, <https://doi.org/10.1007/s11430-019-9390-6>

计方法以及动力-统计结合的预报方法(任福民和向纯怡, 2017). 对于第1种方法, 一些研究致力于数据同化而提高初始场的质量(Xiao等, 2007; Zhao等, 2012; Zhang和Pu, 2014); 另一些则侧重于改进物理过程参数化方案(Tuleya等, 2016)或探索有效的集合方法(Zhang等, 2010; Hsiao等, 2013; Hong等, 2015). 然而降水是一个复杂的多尺度系统相互作用的最终产物, 从大尺度运动到积云对流, 再到云微物理过程(Zhang等, 1994; Liu等, 1997). 目前的动力模式分辨率有限, 并不能描述所有尺度的相关物理过程(高守亭等, 2013), 再加上缺少海洋的观测资料, 因此动力模式预测LTC降水的能力有限, 其预测技巧很难取得突破(Tuleya等, 2007; Marchok等, 2007; Wang等, 2012). 对于统计方法, 一些统计模型利用积分、外推、主成分分析(Wei, 2012)和逐步回归(Huang等, 2018)等方法实现了LTC的定量降水预报(Li等, 2015). 然而, 该方法缺乏动力学的物理基础, 也无法描述非线性过程, 因此尽管利用到了大量的历史数据, 但在LTC降水预报中它的表现并不稳定.

由于上述动力方法和统计方法的优缺点, 有学者开始将两者结合起来, 即采用动力-统计结合的方法进行LTC降水预测. 顾震潮(1958)认为, 天气数值预报可以提成“演变”问题, 从而可以引入历史数据来改进天气预报. 丑纪范(1974, 1986)进一步指出, 动力-统计结合是天气预报技术的一个重要进步, 其实质是通过引入历史观测来减少数值模式中的预报误差. 该方法具有良好的物理基础, 并能利用大量历史数据, 是一个很有前景的研究领域.

应用于TC降水预报的动力-统计结合方法已有3种类别(任福民和向纯怡, 2017). 第1类从气候平均的角度进行TC降水预报, 将动力模式的TC路径预报与历史降水观测结果相结合(Marks等, 2002; Lee等, 2006; Lonfat等, 2007). 第2类通过采用TC路径预报和初始降水率的降水积分来预测TC降水(Kidder等, 2005; Liu, 2009; Ebert等, 2011). 第3类通过构建一个包含各种TC内部变量及其环境场的动力-统计方案来预测TC降水(李博和赵思雄, 2009; 钟元等, 2009). 需要指出的是, TC路径预报的提高是近30年来数值模式在TC预报业务上取得的最大成果(Rappaport等, 2009; Langmack等, 2012; Cangialosi和Franklin, 2015; Peng等, 2017), 考虑到TC路径与降水之间的密切关系, 预测

LTC降水的动力-统计模型的改进将取决于TC路径预报与大量历史观测资料相结合的有效性. 虽然TC路径已被一些动力-统计模型采用, 但很少有人从历史TC路径特征的角度来计算目标TC与历史TC的相似性.

最近, Ren等(2018)发展了一种客观计算TC路径相似程度的指数——TC路径面积相似指数(TSAI, an objective TC track similarity area index), 以此建立了一个基于路径相似的登陆热带气旋降水动力统计集合预报(LTP_DSEF, track-similarity-based Dynamical-Statistical Ensemble Forecast for LTCs precipitation)模型. 紧接着, 他们与丁晨晨等(2019)将LTP_DSEF模型应用于2012~2016年华南地区21个LTC的降水预报试验. 初步结果表明, LTP_DSEF模型预报TC强降水的能力优于常用的三家数值天气预报模式(ECMWF、GFS、T639).

为了提高LTP_DSEF模型的可信度, 并进一步提高其预测性能, 需要开展更多的研究来评估其对最新LTC的强降水预报能力. 为此本研究选取2018年这个TC频发年, 该年中共有10个TC在中国登陆, 超过了以往平均的7~8个, 中国南部至东北沿海地区的大范围强降水也可有效评估LTP_DSEF模型的LTC强降水预报表现. 此外, LTP_DSEF模型的预报结果也将与现有的3个全球业务模式(ECMWF、GFS、GRAPES)进行对比.

2 资料和方法

表1列出了被选入预报试验的10个TC的编号、名称和最大单站过程降水, 它们的观测路径和预报路径均来自国家气象中心. 历史TC的观测路径(1960~2017年, 每6h观测一次)来自于中国气象局上海台风研究所, 逐小时降水站点观测资料(1960~2018年, 共2026个站点, 其中包括中国大陆的2003个站和台湾岛的23个站; 2018年台湾岛资料暂缺)来自于国家气象信息中心. 另外为检验LTP_DSEF模型对2018年登陆TC降水的预报结果, 将利用三家动力模式(分别是ECMWF、GFS和GRAPES)相应的降水预报数据(水平分辨率 $0.1^\circ \times 0.1^\circ$).

在进行TC降水预报时, LTP_DSEF包括以下4个步骤: (1) TC路径预报; (2) 相似路径识别; (3) 其他变量的相似判别; (4) TC降水集合预报. 其中, TSAI用来判断任意两TC的相似程度, 客观天气分析技术(OSAT, the

表 1 2018年中国10个LTC的信息列表

TC编号	TC名称	最大单站过程降水 (mm)
1804	EWINIAR	441.4
1808	MARIA	184.5
1809	SON-TINH	119.9
1810	AMPIL	263.8
1812	JONGDARI	182.7
1814	YAGI	267
1816	BEBINCA	618.9
1818	RUMBIA	424.1
1822	MANGKHUT	403.7
1823	BARIJAT	116.4

Objective Synoptic Analysis Technique, 任福民等, 2001; Ren等, 2007)用来在步骤(4)中自动识别历史LTC的降水. 模型对于此10个LTC的预报试验过程在下部分给出.

3 实验设计

本试验中LTP_DSEF模型包含7个特征参数, 表2展示了这7个参数的取值和物理意义, 并且也给出了它们在最佳方案中的最优取值. 由于每个参数有若干不同取值, 因此会产生大量的组合, 每一种组合即为一个预报方案. 本次降水预报试验的目的是确定最佳

预报方案, 即确定对预报这10个LTC的强降水效果最佳的各个参数的取值. 确定最佳预报方案的过程如下: 首先, 由起报时刻($P1$, 即LTC第一次在陆地上产生降水的时间)确定目标TC的预报路径, 将预报路径与起报时刻前的观测路径合并为一条完整路径; 紧接着, 在给定相似区域($P2$)中, 就目标TC与历史上所有TC逐一进行路径的TSAI计算, 相似区域的选取可根据目标TC的登陆地点和预报需求而变化, 对于一个给定的相似区域, TSAI越小则意味着两个TC的相似程度越高, TSAI也被与其相关的三个参数($P2$ 、 $P3$ 和 $P4$)控制. 算得TSAI后, 把所有历史的TC根据TSAI的大小从低到高排列, 然后引入登陆时间这一相似性变量, 即通过季节相似($P5$)筛除掉与目标TC登陆时间差别大的历史TC. 最终, 采用一种合适的集合方案($P7$)将剩下的 n ($P6$)个排名最靠前的历史TC的降水场进行集合, 从而得到目标TC的降水预报. 由于TS(threat score, $TS=\text{hits}/(\text{hit}+\text{false alarms}+\text{misses})$)是业务中常用的降水预测评估指标, 因此本试验选择TS评分来评估预报表现, 重点关注的是过程降水强度 $\geq 250\text{mm}$ 和 $\geq 100\text{mm}$ 的强降水.

如表2所示, 对每个TC来说, 7个参数取值的所有可能的组合方案共54000个. 然而, 由于目标TC的路径太短会使相似区域的取值受到限制, 或者目标TC所在位置对应的历史TC数较少以至于筛选剩下的TC不多等原因, 有些TC并不能保证在所有的方案上都取到值, 因此这10个TC的共同方案的数量必然会小于或等于

表 2 LTP_DSEF模型参数名称和取值方式表^{a)}

参数名称(1~7)	取值方式	最优取值
起报时刻($P1$)	LTC第一次在陆地上产生降水的时间 1~2分别代表00UTC和12UTC	$P1=2$
相似区域($P2$)	TSAI的参数之一, 长方形, 其对角线两端可分别为起报时刻前0、12、24、36或48h所在地, 和最大预报时刻前0、12或24h所在地1~15	$P2=2$ (两对角点分别为起报时刻前0h所在地和最大预报时刻前12h所在地)
纬度极值点分割度阈值($P3$)	TSAI的参数之一: 1~3分别代表0.1、0.2和0.3	$P3=3$
重叠度阈值($P4$)	TSAI的参数之一: 1~6分别代表0.4、0.5、0.6、0.7、0.8和0.9	$P4=1$
季节相似($P5$)	1~5分别代表1~12月、5~11月、7~9月、与目标TC同月登陆、与目标TC相差15天之内登陆	$P5=2$
被集合的相似TC数量($P6$)	1~10分别代表1, 2, ..., 10	$P6=10$
集合预报方案($P7$)	1~2分别代表取平均值和最大值	$P7=2$
方案总数	$2 \times 15 \times 3 \times 6 \times 5 \times 10 \times 2 = 54000$	

a) 附带最优方案中各参数的取值

54000个。为了防止某些TC在某种方案上取不到值,这10个TC的共同方案必须提前确定下来。而最佳方案,则是共同方案中 $TS_{250}+TS_{100}$ 值最大的那个, TS_{250} 和 TS_{100} 分别代表在预报过程降水强度 $\geq 250\text{ mm}$ 和 $\geq 100\text{ mm}$ 两个量级上10个TC的平均 TS 。

4 试验结果

如表1所列,10个TC均产生了超过100mm的最大单站过程降水,其中有6个超过了250mm,分别为TC1804、TC1810、TC1814、TC1816、TC1818、TC1822(每个TC由其编号代表,如TC1804表示发生在2018年的第4个TC)。另外,由图1可得出2018年中国LTC的几个特征:它们均发生在华南或华东;登陆华东的TC在登陆后均北上;全年没有一个TC登陆台湾岛或者穿越台湾海峡。因此这10个LTC可分为两组:登陆华南的TC(STC),包括TC1804、TC1809、TC1816、TC1822和TC1823;登陆华东且北上的TC(NTC),包括TC1808、TC1810、TC1812、TC1814和TC1818。

由于上述特征,经过测试,仅得到3452个共同方案,图2为这些共同方案的散点分布图。基于第3部分实验设计中所描述的试验步骤,最佳方案(红点)确定为: $TS_{250}=0.042$, $TS_{100}=0.1513$ 。表2中给出了最佳方案中各参数的取值:起报时刻($P1$)为LTC降水第一次被陆地自动观测站记录的当天的12UTC;相似区域($P2$)所对应的长方形的对角线两端分别为起报时刻所在地和最大预报时刻前12h所在地;季节相似($P5$)的区间为5~11月;最终被集合的排名靠前的相似TC个数($P6$)为10个,集合方案($P7$)为取每个站点它们的降水最大值;另外两个与 TS_{AI} 相关的参数($P3$ 和 $P4$)分别取0.3和0.4。

为直观了解LTP_DSEF模型在LTC强降水上的预报表现,图3对比了最佳方案的10个TC平均 TS 评分($TS_{250}=0.042$ 和 $TS_{100}=0.1513$)和三家动力模式的评分。ECMWF、GFS和GRAPES所对应的 TS_{250} 和 TS_{100} 数值分别为:0.01146、0.0375和0.00789,0.12971、0.17216和0.11465。显然,LTP_DSEF模型的 TS_{250} (0.042)排名第一,略高于第二名(0.0375),明显高于第三名(0.01146)和第四名(0.00789);LTP_DSEF模型的 TS_{100} 排名第二(0.1513),逊于GFS(0.17216),但好于第三名(0.12971)和第四名(0.11465)。

图4对比的是LTP_DSEF模型和三家动力模式对

图1 2018年中国10个LTC的路径分布图
它们的编号(名称见表1)已标在相应位置

图2 (网络版彩图)LTP_DSEF模型的3452个预报方案的 $TS(TS_{100}-TS_{250})$ 散点分布图

TS_{250} 和 TS_{100} 分别代表在预报过程降水强度 $\geq 250\text{ mm}$ 和 $\geq 100\text{ mm}$ 两个量级上的2018年中国10个LTC的平均 TS 。红点代表拥有最大 $TS_{250}+TS_{100}$ 值的最佳方案

单个LTC的强降水预报表现,其中叠加了每个TC的最大单站过程降水的折线。对于所有预报模型来说,待预报TC的单站最大过程降水越大, TS 数值往往越高。图4a给出了单站最大过程降水超过250mm的6个LTC,其中所有预报模型对NTC1810和NTC1814

图3 (网络版彩图)LTP_DSEF模型与三家动力模式(ECMWF、GFS和GRAPES)的 TS_{250} 和 TS_{100} 对比柱状图
 TS_{250} 和 TS_{100} 的物理意义见图2

在 $\geq 250\text{mm}$ 量级上均无预报能力, 反映出各家预报模型捕捉局部降水量略高于强降水阈值的区域有一定困难. 然而对于其余的TC, LTP_DSEF均有预报能力, 其中对STC1804、NTC1818和STC1822表现最好, 对STC1816得分排名第二, 但三家动力模式只对STC1804和STC1816两个TC有预报能力, 对NTC1818和NTC1822, 只有LTP_DSEF的 TS 大于零. 另外, 尽管图3中GFS的 TS_{250} 仅比LTP_DSEF的略低, 但图4a中GFS只对STC1816表现最好, 而对其他TC均没有预报能力. 同样对于ECMWF和GRAPES, 它们预报 $\geq 250\text{mm}$ 过程降水的表现也不如LTP_DSEF.

在预报 $\geq 100\text{mm}$ 量级的过程降水时, 图4b中所有预报模型均对STC1823无预报能力, 但对其余的TC

LTP_DSEF均有预报能力, 对STC1809、NTC1812和NTC1814是唯一 TS 值大于零的预报模型. LTP_DSEF对STC1816得分排名最高, 对STC1822、STC1804和STC1816, LTP_DSEF的得分分别排第二、第三和第四名, 即对此3个登陆华南的TC LTP_DSEF预报 $\geq 100\text{mm}$ 量级过程降水的表现略逊于动力模式的最高水平. 在所有5个NTC中, LTP_DSEF仅对NTC1808和NTC1810的预报表现比动力模式差; 对NTC1810表现较差的可归因为计算 TS 时未加入2018年降水观测资料暂缺的台湾岛. 总体上, 无论是对STC还是对NTC, LTP_DSEF在预报 $\geq 100\text{mm}$ 量级过程降水的表现要优于另外三家动力模式.

为深入研究LTP_DSEF模型特点, 图5~7展示了针对3个代表性强的TC(STC1804、STC1816和NTC1818)的所有预报模型预测的降水水平分布场, 并与降水实况观测场对比, 另外叠加了TC的观测路径. 对STC1804, LTP_DSEF在 $\geq 250\text{mm}$ 量级的降水分布场上表现最好, 但 $\geq 100\text{mm}$ 量级的降水场形态要略逊于GFS和GRAPES(图5b~5e), 主要表现在与实况(图5a)相比, 东北象限的降水基本没报出来. 对于STC1816来说, LTP_DSEF预测的 $\geq 250\text{mm}$ 和 $\geq 100\text{mm}$ 两个量级的降水形态(图6b)与其他预报模型相比更为合理, 特别是南部沿海地区, 不足之处是没有报出 $\geq 250\text{mm}$ 量级上的降水中心. 对于NTC1818, 与另外三家动力模式(图7c~7e)相比, LTP_DSEF大体捕捉到了 $\geq 250\text{mm}$ 和 $\geq 100\text{mm}$ 两个量级的降水分布(图7b), 但与实况(图7a)相比, 预测的暴雨区域过于广泛. 如上所述某些时候LTP_DSEF空报严重, 这可归因于被集合的若干历

图4 (网络版彩图)LTP_DSEF模型与三家动力模式(ECMWF、GFS和GRAPES)单TC的 TS 对比柱状图

(a) 6个LTC(STC1804、NTC1810、NTC1814、STC1816、NTC1818和STC1822)在 $\geq 250\text{mm}$ 量级上的过程降水的 TS , 另外4个因其最大单站过程降水量 $< 250\text{mm}$ 而未展示; (b) 所有10个LTC在 $\geq 100\text{mm}$ 量级上的过程降水的 TS . 虚线表示每个TC的最大单站过程降水量

图5 (网络版彩图)TC1804(EWINIAR)的降水($\geq 100\text{mm}$ 量级的过程降水)水平分布场

(a) 自动观测站实况; (b) LTP_DSEF预测场; (c) ECMWF预测; (d) GFS预测; (e) GRAPES预测场. 黑实线为TC1804的观测路径

史TC($P6=10$)可能与目标TC具有不同的大尺度背景(如垂直风切变、静力稳定度、水汽条件等), 这些不同的背景条件有待于引入作为LTP_DSEF模型的相似性变量. 这些初步结果表明, 尽管LTP_DSEF模型对于个别TC的强降水预报效果不令人满意, 例如在预报STC1816的 $\geq 100\text{mm}$ 量级的过程降水时预报场形态与实况偏差较大, 但大多数情况下其预测的强降水分布

场能为预报员或减灾工作者提供非常有价值的信息.

5 讨论与总结

本研究将LTP_DSEF模型(引入TC路径和登陆时间两个相似性变量, 含有7个特征参数)应用于2018年登陆华南和华东的10个热带气旋的强降水(过程降

图 6 (网络版彩图)TC1816(BEBINCA)的降水($\geq 100\text{mm}$ 量级的过程降水)水平分布场

(a) 自动观测站实况; (b) LTP_DSEF预测场; (c) ECMWF预测; (d) GFS预测; (e) GRAPES预测场. 黑实线为TC1804的观测路径

水 $\geq 250\text{mm}$ 和 $\geq 100\text{mm}$ 两个量级)预报, 通过测试每个LTC的3452预报方案, 确定了LTP_DSEF模型对这10个LTC的最佳预报方案. 然后, 将其性能与三家动力模式(ECMWF、GFS和GRAPES)进行对比, 主要结果总结如下:

(1) 总体而言, LTP_DSEF模型在预测LTC的较强降水方面与三家动力模式相比具有显著优势. 如本文中预报 $\geq 250\text{mm}$ 量级的过程降水, LTP_DSEF模型的 $TS_{250}=0.042$, 而三家动力模式的 $TS_{250}=0.0079\sim 0.0375$. 在 $\geq 100\text{mm}$ 量级上, LTP_DSEF模型的 $TS_{100}=0.1513$, 在所有预报模型中排名第二、三家动力模式的 $TS_{100}=0.1147\sim 0.1721$.

(2) 对于单TC来说, 在 $\geq 250\text{mm}$ 和 $\geq 100\text{mm}$ 两个降水量级上, LTP_DSEF模型预报LTC过程降水的能力优于或者略逊于三家动力模式. 特别在三家动力模式对某些TC的强降水均无预报能力时, LTP_DSEF模型仍能提供宝贵的大于零的 TS 值.

(3) 与三家动力模式相比, LTP_DSEF模型可较好地捕捉到大多数LTCs狭窄的或局地的 $\geq 250\text{mm}$ 量级的过程降水的分布, 或者和南部沿海地区 $\geq 100\text{mm}$ 量级的过程降水的分布.

然而与实况相比, LTP_DSEF模型预测的LTC强降水范围往往偏大, 尤其是对某些在活动沿海地区活动的TC更为显著. 此外, 有些时候该模型不能正确预测

图7 (网络版彩图)TC1818(RUMBIA)的降水($\geq 100\text{mm}$ 量级的过程降水)水平分布场

(a) 自动观测站实况; (b) LTP_DSEF预测场; (c) ECMWF预测; (d) GFS预测; (e) GRAPES预测场. 黑实线为TC1804的观测路径

某些LTC强降雨的水平分布形态, 这些不令人满意的方面可归因于被集合的特定历史TC与目标TC有着不

同的环境条件. 另外活动在华北的历史TC数较少、路径深入内陆不够长也制约了LTP_DSEF模型的性能,

因此在未来的工作中我们将发展残余低压自动识别方法, 统一延长历史TC停编后的路径。

尽管LTP_DSEF模型只引入了TC路径和登陆时间两个相似性变量, 但对本文研究的大多数LTC而言, 在预测LTC强过程降水($\geq 250\text{mm}$ 和 $\geq 100\text{mm}$ 两个量级)上与现业务常用的动力模式相比具有明显优势。然而, LTP_DSEF模型的预报能力显然也有很大的提升空间, TC的自身特征(如强度、尺度和移速等)及其环境背景(如垂直风切变、副热带高压、相对湿度、地形等)亟待作为相似性变量引入到LTP_DSEF模型中, 我们未来的研究将集中在这些改进上。

参考文献

- 陈联寿, 许映龙. 2017. 中国台风特大暴雨综述. 气象与环境科学, 40: 3–10
- 丑纪范. 1986. 为什么要动力-统计相结合?——兼论如何结合. 高原气象, V5: 367–372
- 丁晨晨, 任福民, 邱文玉, 李国平, 吴立广, 蒋贤玲. 2019. 基于路径相似的登陆热带气旋降水之动力-统计集合预报模型. 气象, 45: 29–37
- 高守亭, 冉令坤, 李娜, 张昕. 2013. 集合动力因子暴雨预报方法研究. 暴雨灾害, 32: 289–302
- 顾震潮. 1958. 天气数值预报中过去资料的使用问题. 气象学报, 29: 176–184
- 李博, 赵思雄. 2009. 用SMAT建立台风暴雨预报模型的试验研究. 气象, 35: 3–12
- 任福民, Gleason B, Easterling D R. 2001. 一种识别热带气旋降水的数值方法. 热带气象学报, 17: 308–313
- 任福民, 向纯怡. 2017. 登陆热带气旋降水预报研究回顾与展望. 海洋气象学报, 37: 8–18
- 钟元, 余晖, 滕卫平, 陈佩燕. 2009. 热带气旋定量降水预报的动力相似方案. 应用气象学报, 20: 17–27
- Cangialosi J, Franklin J. 2015. National Hurricane Center Forecast Verification Report. NOAA/NWS/NCEP/National Hurricane Center. https://www.nhc.noaa.gov/verification/pdfs/Verification_2015.pdf
- Chou J F. 1974. A problem of using past data in numerical Weather Forecasts. Sci China Ser A, 17: 108–119
- Ebert E E, Turk M, Kusselson S J, Yang J, Seybold M, Keehn P R, Kuligowski R J. 2011. Ensemble tropical rainfall potential (eTRaP) forecasts. Weather Forecast, 26: 213–224
- Hong J S, Fong C T, Hsiao L F, Yu Y C, Tzeng C Y. 2015. Ensemble typhoon quantitative precipitation forecasts model in Taiwan. Weather Forecast, 30: 217–237
- Hsiao L F, Yang M J, Lee C S, Kuo H C, Shih D S, Tsai C C, Wang C J, Chang L Y, Chen D Y C, Feng L, Hong J S, Fong C T, Chen D S, Yeh T C, Huang C Y, Guo W D, Lin G F. 2013. Ensemble forecasting of typhoon rainfall and floods over a mountainous watershed in Taiwan. J Hydrol, 506: 55–68
- Huang Y, Jin L, Zhao H S, Huang X Y. 2018. Fuzzy neural network and LLE Algorithm for forecasting precipitation in tropical cyclones: Comparisons with interpolation method by ECMWF and stepwise regression method. Nat Hazards, 91: 201–220
- Jiang H Y, Zipser E J. 2010. Contribution of tropical cyclones to the global precipitation from eight seasons of TRMM data: Regional, seasonal, and interannual variations. J Clim, 23: 1526–1543
- Kidder S Q, Kusselson S J, Knaff J A, Ferraro R R, Kuligowski R J, Turk M. 2005. The tropical rainfall potential (TRaP) technique. Part I: Description and examples. Weather Forecast, 20: 456–464
- Langmack H, Fraedrich K, Sielmann F. 2012. Tropical cyclone track analog ensemble forecasting in the extended Australian basin: NWP combinations. Q J R Meteorol Soc, 138: 1828–1838
- Lee C S, Huang L R, Shen H S, Wang S T. 2006. A climatology model for forecasting typhoon rainfall in Taiwan. Nat Hazards, 37: 87–105
- Li Q L, Lan H P, Chen Z L, Cao C Y, Li C, Wang X B. 2015. An operational statistical scheme for tropical cyclone induced rainfall forecast. J Trop Meteorol, 21: 101–110
- Liu C C. 2009. The influence of terrain on the tropical rainfall potential technique in Taiwan. Weather Forecast, 24: 785–799
- Liu Y, Zhang D L, Yau M K. 1997. A multiscale numerical study of Hurricane Andrew (1992). Part I: Explicit simulation and verification. Mon Weather Rev, 125: 3073–3093
- Lonfat M, Rogers R, Marchok T, Marks Jr F D. 2007. A parametric model for predicting hurricane rainfall. Mon Weather Rev, 135: 3086–3097
- Marchok T, Rogers R, Tuleya R. 2007. Validation schemes for tropical cyclone quantitative precipitation forecasts: Evaluation of operational models for U.S. landfalling cases. Weather Forecast, 22: 726–746
- Marks F D, Kappler G, DeMaria M. 2002. Development of a tropical cyclone rainfall climatology and persistence (RCLIPER) model. San Diego: Preprints, 25th Conference on Hurricanes and Tropical Meteorology. 327–328
- Peng X D, Fei J F, Huang X G, Cheng X P. 2017. Evaluation and error analysis of official forecasts of tropical cyclones during 2005–14 over the Western North Pacific. Part I: Storm Tracks. Weather Forecast, 32: 689–712
- Rappaport E N, Franklin J L, Avila L A, Baig S R, Beven I J L, Blake E S, Burr C A, Jiing J G, Juckins C A, Knabb R D, Landsea C W, Mainelli M, Mayfield M, McAdie C J, Pasch R J, Sisko C, Stewart S

- R, Tribble A N. 2009. Advances and challenges at the national hurricane center. *Weather Forecast*, 24: 395–419
- Ren F M, Qiu W Y, Jiang X L, Wu L G, Xu Y L, Duan Y H. 2018. An objective track similarity index and its preliminary application to predicting precipitation of landfalling tropical cyclones. *Weather Forecast*, 33: 1725–1742
- Ren F M, Wang Y M, Wang X L, Li W J. 2007. Estimating tropical cyclone precipitation from station observations. *Adv Atmos Sci*, 24: 700–711
- Tuleya R E, Demaria M, Kuligowski R J. 2007. Evaluation of GFDL and simple statistical model rainfall forecasts for U.S. landfalling tropical storms. *Weather Forecast*, 22: 56–70
- Tuleya R E, Bender M, Knutson T R, Sirutis J J, Thomas B, Ginis I. 2016. Impact of upper-tropospheric temperature anomalies and vertical wind shear on tropical cyclone evolution using an idealized version of the operational GFDL hurricane model. *J Atmos Sci*, 73: 3803–3820
- Wang Y, Shen X S, Chen D H. 2012. Verification of tropical cyclone rainfall predictions from CMA and JMA global models. *J Trop Meteorol*, 18: 537–542
- Wei C C. 2012. RBF neural networks combined with principal component analysis applied to quantitative precipitation forecast for a reservoir watershed during typhoon periods. *J Hydrometeorol*, 13: 722–734
- Xiao Q N, Kou Y H, Sun J Z, Lee W C, Barker D, Lim E. 2007. An approach of Radar reflectivity data assimilation and its assessment with the inland QPF of typhoon Rusa (2002) at landfall. *J Appl Meteor Climatol*, 46: 14–22
- Zhang D L, Kain J S, Fritsch J M, Gao K. 1994. Comments on: “Parameterization of convective precipitation in mesoscale numerical models: A critical review”. *Mon Weather Rev*, 122: 2222–2231
- Zhang F Q, Weng Y H, Whitaker J S, Xie B G. 2010. Predicting typhoon Morakot’s catastrophic rainfall with a convection-permitting mesoscale ensemble system. *Weather Forecast*, 25: 1816–1825
- Zhang H L, Pu Z X. 2014. Influence of assimilating surface observations on numerical prediction of landfalls of hurricane Katrina (2005) with an ensemble Kalman filter. *Mon Weather Rev*, 142: 2915–2934
- Zhao K, Li X F, Xue M, Jou B J, Lee W C. 2012. Short-term forecasting through intermittent assimilation of data from Taiwan and mainland China coastal radars for Typhoon Meranti (2010) at landfall. *J Geophys Res*, 117: D06108

(责任编辑: 孟智勇)