

文章编号: 2019186A
doi: 10.3878/j.issn.1006-9895.2003.19186

近二十年来暴雨和强对流可预报性研究进展*

闵锦忠¹ 吴乃庚^{1,2}

¹ 南京信息工程大学气象灾害预报预警与评估协同创新中心/气象灾害教育部重点实验室, 南京, 210044

² 中国气象局广州热带海洋气象研究所/广东省区域数值天气预报重点实验室, 广州, 510080

摘 要 大气可预报性研究是开展天气气候预测的基础科学问题。全球变暖背景下, 近年暴雨和强对流等中小尺度灾害性天气频发, 如何深入认识其可预报性问题成为了天气领域研究热点, 也是制约数值天气预报模式能力提升的重要因素。本文在简要回顾国内外大气可预报性研究历程的基础上, 重点对近二十年国际上关于暴雨和强对流可预报性方面的最新研究进展进行了系统的综述和归纳。主要包括: 中小尺度可预报性研究的主要方法和评估手段及其与传统大尺度天气可预报性研究的差异, 初始误差增长机制的几种主要观点及其争论(误差升尺度、误差降尺度、升降尺度并存), 数值模式误差和对流环境误差对实际预报性的影响, 以及最近的中尺度可预报性科学观测试验进展等。最后, 对暴雨、强对流可预报性研究存在的问题、未来发展方向进行了简要的讨论和展望。

关键词 暴雨 强对流 误差增长 集合预报 可预报性

The Advances in Atmospheric Predictability on Heavy Rain and Severe Convection

MIN Jinzhong¹ and WU Naigeng^{1,2}

¹ Collaborative Innovation Center on Forecast and Evaluation of Meteorological Disasters, Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

² Key Laboratory of Regional Numerical Weather Prediction, Institute of Tropical and Marine Meteorology, CMA, Guangzhou 510080

Abstract Atmospheric predictability research is the basis for weather and climate prediction. Under the background of global warming, meso/micro-scale extreme weather such as heavy rain and severe convection occur more frequently in recent years, and its predictability has attracted widely attention. After a brief review of the history of atmospheric predictability research, this

* 收稿日期: 2019-07-08; 网络预出版日期:

作者简介: 闵锦忠, 男, 博士, 教授, 主要从事中小尺度数值模拟、集合预报和资料同化研究。E-mail: minjz@nuist.edu.cn

通讯作者: 吴乃庚, 研究员, 主要从事灾害性天气机理及预报技术研究。E-mail: wunaigeng@hotmail.com

资助项目: 国家重点研发计划(2017YFC1502103)、广东省科技计划项目(2017B020244002、2017A020219005)和国家自然科学基金(41705035)

paper systematically reviews and summarizes the latest advances on the predictability of heavy rain and strong convection over the last 20 years. The main research methods for meso/micro-scale predictability and their differences with traditional large-scale weather predictability research are first discussed. Then, the primary initial error growth mechanism (error upscaling under deep moist convection) has been elaborated in detail and some arguments (error downscaling, error upscaling and downscaling coexisting) are discussed. The influences of errors in NWP models and convective environment to the practical predictability, as well as some recent mesoscale predictability experiments are also highlighted. Finally, this paper briefly discusses the current problems, challenges and future directions on predictability research of heavy rain and severe convection.

Keywords Heavy rain, Severe convection, Error growth, Ensemble forecast, Predictability

1 引言

大气可预报性问题由来已久。可预报的前提是未来的状况现在已完全确定,只要知道了初始条件和它服从的规律,便可以预知今后一切。数值天气预报,正是基于这个牛顿力学、哲学相关的确定性、决定论观点建立起来的(丑纪范, 2011)。然而,大气未来状况,有些是确定的、有些是不确定的。1963年, Lorenz 发表《确定性的非周期流》(Lorenz, 1963),并于1969年提出逐日大气运动存在固有可预报上限问题(Lorenz, 1969),随后不确定论、牛顿力学具有随机性(混沌)产生的可预报性问题引起了广泛的关注(Leith, 1971, 1983; Fraedrich, 1987; Palmer and Hagedorn, 2006)。开展可预报性研究是解决天气预报在实际应用的最基础科学问题,对认识预报中的不确定性风险、以及如何更好地从实践上探索对确定性部分进行预报改进具有尤为重要的意义。世界气象组织(WMO)过去二十年的两个重大科学计划:气候变率和可预报性研究(CLIVAR)、观测系统研究和可预报性试验(THORPEX),分别针对气候可预报性和天气可预报性组织各国气象科学家进行专题深入研究,并取得了许多进展。

关于气候系统和大尺度天气可预报性问题,已有不少比较系统性的综述(穆穆等, 2002; Palmer and Hagedorn, 2006; 丑纪范, 2011; Li et al., 2016),但早期中小尺度可预报性方面的研究相对较少,且制约影响的因素较多,目前其系统性的介绍也仍不多见。大气可预报性与其时空尺度密切相关,尺度越小,误差增长率越大、预报时限越短,大尺度大气环流异常可提前数月预测、逐日天气要素可提前1-2星期预报,而中小尺度强天气事件其可预报时限则仅有数小时(Hoskins, 2013)。中小尺度强天气范围小、发展快、对流强、致灾严重,其可预报性问题是可预报性研究领域的重点和难点。目前而言,其可预报性上限是否存在、具体有多久,未有确定结论(穆穆, 2017)。进入新世纪以来,随着现代稠密探测手段和高性能计算机的快速发展,中小尺度灾害性天气的可预报性研究亦逐渐增多。近年来,我国暴雨、强对流等中小尺度致灾强天气频发,如2012年北京“7.21”致洪特大暴雨、2015年湖北监利“6.1”下击暴流、2016年江苏阜宁“6.23”特大龙卷、2017年广州城区“5.7”突发特大暴雨等事件均引发了广泛的社会关注和对预警预报能力提出了巨大挑战。尽管过去几十年数值天气预报模式取得了快速发展,但目前最先进的数值预报模式对中小尺度强天气预报能力仍十分有限(Bauer et al., 2015),中小尺度强天气的可预报性问题逐渐成为国际强天气领域研究热点。为此,本文在回顾可预报性研究历史进程的基础上,重点就近年国内外与中小尺度天气系统密切相关的暴雨、强对流可预报性方面的最新研究成果和发展趋势进行概括性介绍和论述。

2 大气可预报性研究回顾

2.1 可预报性研究主要事件概述

大气的不确定性问题事实上很早就有科学家提出,但未有太多的深入和定量探讨,早期未有引起太多的关注。Thompson (1957) 首次定量评估了初始误差在预报中的增长问题,并指出大气可预报性是指在多大程度上可用理论上完整的物理规律知识来预报大气。Lorenz (1963) 在其《确定性的非周期流》一文中则更系统性和定量地研究大气可预报性和建立了混沌 (Chaos) 理论 (后来被诗意化地称为“蝴蝶效应”),并通过大气多尺度非线性相互作用提出逐日天气预报存在内在预报上限 (Lorenz, 1969),随后引起了学界对可预报性研究的广泛关注。

1965 年和 1987 年,线性奇异向量 (Linear Singular Vector, SV) 和李雅普诺夫指数 (Lyapunov exponent), 两种目前大气可预报性研究领域广泛应用的重要动力学研究方法分别被 Lorenz (1965) 和 Fraedrich (1987) 引入,具体方法特点在 2.3 节介绍。

20 世纪 90 年代初期,欧洲中期天气预报中心 (ECMWF) 将 SV 方法发展构造了集合预报初始扰动方案,并在其业务集合预报业务系统中应用 (Palmer et al., 1992; Molteni et al., 1996)。同时,美国气象环境预报中心 (NCEP) 将局地 Lyapunov 向量延伸至非线性框架,提出了繁殖模增长 (Bred Modes, BM 或 Breeding Vectors, BV) 的初始扰动方法,并将其应用至 NCEP 业务集合预报系统 (Toth and Kalnay, 1993)。

1995 年,世界气象组织 (WMO) 在前期气候研究基础上,提出了为期 15 年的“气候变率及可预报性” (Climate Variability and Predictability, CLIVAR) 重大气候发展计划,重点研究从季节到百年时间尺度的气候变率和可预报性问题,评估气候模式的预报能力。

2002 年,ECMWF 组织世界范围绝大多数可预报性研究领域的顶尖专家,召开了一次专题会议对天气气候可预报性问题进行研讨 (Lorenz 因故未能出席,提供了未发表的理论分析论文),特别是集合天气预报系统在可预报性应用方面展开了充分交流,并形成了一本高质量和广受关注的可预报性研究论著 (Palmer and Hagedorn, 2006)。

2003 年,基于可预报性研究进展以及各大中心全球集合天气预报系统的业务应用,世界气象组织提出了为期 10 年的“观测系统研究和可预报性试验” (The Observing system Research and Predictability Experiment, THORPEX) 的重大天气发展计划,重点研究从 1 天到 2 星期时间尺度的高影响天气可预报性、预报能力提升和应用。

针对初始误差增长的线性理论局限性,我国学者发展了非线性误差增长理论。预报不确定性方面,穆穆等对 SV 方法在非线性框架下推广,提出了条件非线性最优扰动 (Conditional Nonlinear Optimal Perturbation, CNOP),克服了 SV 法的局限性 (Mu et al., 2003)。李建平等将李雅普诺夫指数延伸至非线性框架,提出了非线性局部李雅普诺夫指数 (Nonlinear Local Lyapunov Exponent, NLLE) (李建平等, 2006; Ding and Li, 2007)。具体方法特点见 2.3 节。

2007 年,随着中尺度可预报性的研究发展,张福青及合作者在前期对美国冷季风暴实际和理想试验多方面研究基础上 (Zhang et al., 2002, 2003; Tan et al., 2004),提出了广受关注的湿对流下中小尺度误差三阶段动力增长机制 (Multistage Error Growth Dynamics, MEGD) (Zhang et al., 2007),该机制的提出为中尺度可预报性研究提供了重要参考。

2009 年,在前期中尺度可预报性研究、对流尺度 (集合) 数值模式系统研发应用等背景下 (Xue et al., 1996, 2007; Done et al., 2004; Kong et al., 2007; Smith et al., 2008), Stensrud 和薛明等美国强风暴研究科学家提出了从基于探测的预警 (Warn-on-Detection, WoD) 向基于预报的预警 (Warn-on-Forecast, WoF) 转变的十年计划 (Stensrud et al., 2009)。随后引发了更多科学家对中小尺度、特别是强对流风暴可预报性研究的关注。

2013 年,为更好地开展中尺度可预报性的研究,美国国家大气研究中心 (NCAR) 联合

俄克拉荷马大学、国家风暴实验室等单位，开展面向中尺度可预报性科学观测试验（The Mesoscale Predictability Experiment, MPEX），并就对流触发、边界层特征、目标观测、风暴环境、误差尺度增长特征、实时集合同化预报等方面开展了系列分析研究（Weisman et al., 2015）。

最近几年，随着稠密观测和风暴尺度模式的发展，气象科学家对极端强降水风暴、飑线甚至龙卷等更小尺度的强对流风暴可预报性的研究亦逐渐增多。（Cintineo and Stensrud, 2013; Wu and Meng, 2013; Zhang et al., 2015, 2016; Durran and Weyn, 2016; Burlingame et al., 2017）

上述主要进程大致如图 1 所示。总体而言，在过去几十年科学家不断努力下大气可预报性研究取得了不少重要进展和业务应用，并呈现出从气候、天气尺度可预报性向暴雨、强对流等中小尺度可预报性研究的发展趋势。需要说明的是，上述内容主要希望通过回顾总体展现大气可预报性研究发展趋势，把常用的可预报性研究理论方法、重大可预报性研究计划项目、主要天气预报业务模式应用方案等进行列举，篇幅和认识水平所限难免有些重要的研究成果未能尽述。

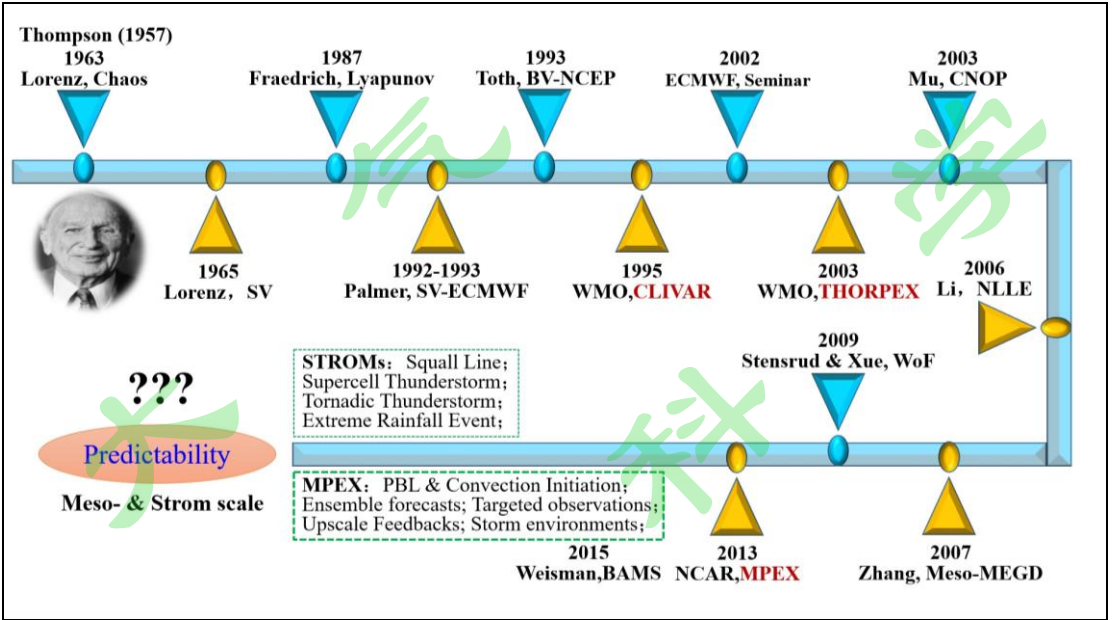


图 1 大气可预报性研究主要事件进程示意图

Fig1. Schematic diagram of the major historical events in atmospheric predictability studies

2.2 研究问题及分类

（1）按误差来源划分。为分别研究初始误差和模式误差在产生预报结果不确定性中的作用，将可预报性问题归为两类（Lorenz, 1975）。第一类可预报性问题即初始误差问题，指的是假定数值模式完美（不存在模式误差），仅考虑初始误差对未来预报的影响。第二类可预报性问题即模式误差问题，指的是假定初始场不存在误差，仅考虑数值模式误差对未来预报的影响。这两类问题划分在大尺度天气气候可预报性研究应用较多。

（2）按误差性质划分。根据误差带来的预报不确定性是否可以减少和改进，可预报性问题也划分为实际可预报性和内在（固有、内禀）可预报性两类（Lorenz, 1996; Melhauser and Zhang, 2012）（图 2）。内在可预报性（intrinsic predictability）指的是假定初始条件和模式都是近乎完美情况下，大气多大程度上可以预报（预报上限）的问题（Thompson, 1957; Lorenz 1963, 1969）。实际可预报性（practical predictability）指的是在现阶段的分析方法产生初始条

件以及预报模式基础上，大气实际预报能力问题(Lorenz, 1982)。实际可预报性与预报模式、初始条件不确定性都密切相关，现阶段而言，观测、资料同化、模式和计算等方面都仍存在着相当显著的不确定性。这两类问题划分在近年中小尺度天气可预报性研究应用较多。

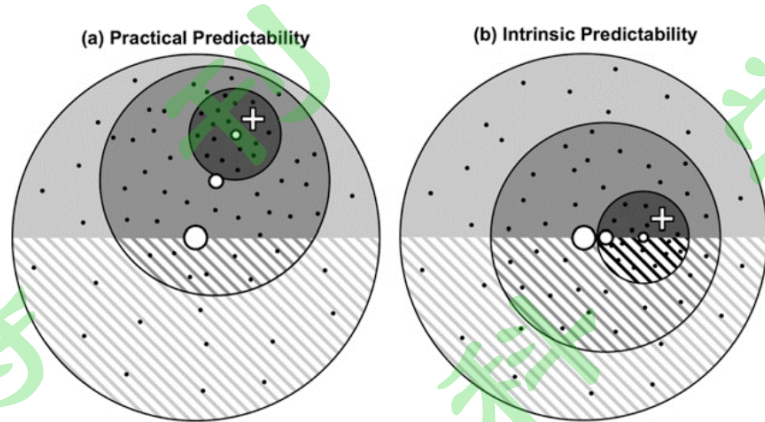


图2 减少集合离散度来降低初始误差展示实际可预报性 (a) 和内在可预报性 (b) 示意图 (引自Melhauser and Zhang, 2012 的图18) (实阴影区:流体状态1、斜条纹区:流体状态2、黑点:集合预报成员、白点:集合平均、白十字:预报真值) (注: 图a表明, 随着集合离散度减小, 集合成员均处于同一流体状态且越来越接近真值, 代表实际可预报性的提高; 图b表明, 随着集合离散度的减小, 集合成员都一直处于两种流体状态的两侧, 表明存在着内在可预报性上限)

FIG. 2. Idealized schematic illustrating the reduction of initial condition error by reducing the ensemble spread highlighting the (a) practical predictability representative of the 9–10 Jun 2003 squall line and bow echo and (b) intrinsic predictability representative of a theoretical ensemble forecast with the ensemble forecast having equally favorable solutions. Solid shading—flow regime 1; striped pattern—flow regime 2; black dots—ensemble members; white dots—ensemble mean; white cross—forecast truth. (Melhauser and Zhang, 2012)

(3) 按事件的时空尺度划分。大气可预报性、稳定分量、混沌分量等概念都是依赖于时空尺度而言，可预报性的具体边界必然依赖于所讨论的时空尺度(穆穆等, 2002; 丑纪范, 2011)。目前可预报性研究按尺度可大致划分为四方面：一是气候尺度可预报性，如大家熟知的 ENSO 春季预报障碍、CLIVAR 计划等正是面向气候可预报性研究，该方面已有大量的研究和成果。二是大尺度 (Large-Synoptic Scale) 天气预报性，如众所周知的两星期左右逐日天气预报上限、THORPEX 计划等属于这一类，这方面亦有不少研究，最常见的是关注高空某层位势高度的误差增长。三是中尺度 (Meso Scale) 天气可预报性，重点关注台风、暴雨、中尺度对流系统(MCS)、飑线等天气事件的数小时到数天短期预报。四是小尺度/风暴尺度 (Storm Scale) 天气可预报性，重点关注强雷暴、龙卷等局地强天气事件的数分钟到数小时短时临近预报。考虑到强天气事件与中小尺度系统密切相关，本文重点关注与暴雨、强对流天气密切的中小尺度天气可预报性研究进展。

2.3 研究方法及应用

大气可预报性研究经历了从定性方法到定量方法的发展历程。研究可预报性的确切度量是当今可预报性研究的主要方向，下面主要介绍目前定量估计大气可预报性的应用较多且具有代表性的奇异向量 (SV)、李雅普诺夫 (Lyapunov) 指数两类动力学方法和数值模式敏感试验方法。

(1) 奇异向量 (SV) 法

一是线性框架下的 SV 方法。SV 方法是根据非线性动力学的有限时间不稳定理论，利用数值预报切线性及伴随模式求取奇异值和奇异向量 (Lorenz, 1965)。该方法具有较完备的数学理论基础，最大奇异值对应的 SV 扰动能反映分析误差在相空间增长最快的扰动，利用

SV 构造的集合预报初始扰动是模拟初始大气误差概率密度函数的最佳方法之一 (Ehrendorfer, 1997; 刘永柱等, 2013)。自 Lorenz 在 1965 年分析动力系统初始误差增长时引入线性奇异向量 SV 的概念后, SV 方法在大气不稳定性、预报误差估计、集合预报扰动以及目标观测等多方面取得广泛应用。SV 扰动方法也被 ECMWF、日本气象厅、中国气象局等机构引入, 并在其全球集合数值预报业务模式系统中成功应用 (Palmer, 1993; Molteni et al., 1996; 刘永柱等, 2013)。

二是非线性框架下的 SV 方法。考虑到 SV 方法基于线性理论, 其前提条件是初始扰动足够小、且扰动的非线性发展由切线性模式近似描述。穆穆等将 SV 方法在非线性框架下进行推广, 提出了条件非线性最优扰动 (CNOP) (Mu et al., 2003)。CNOP 在预报时刻的非线性发展最大, 代表了在预报时刻对预报结果有最大影响的一类初始误差, 更能刻画大气非线性运动发展特征, 在 ENSO 可预报性、台风目标观测及湿大气可预报性等方面开展了不少应用研究。近年, CNOP 方法在初始误差 (CNOP-I) 基础上也进一步考虑了模式误差问题 (CNOP-P), 并结合 MM5/WRF 等区域模式进行工具开发, 为目标观测、敏感性分析和中尺度可预报性等研究应用提供支持 (穆穆等, 2007; Wang et al., 2011; Yu et al., 2017)。

(2) 李雅普诺夫 (Lyapunov) 指数法

一是线性框架下 Lyapunov 方法。李雅普诺夫指数是除了 SV 法外, 另一类用于可预报性评估的动力学经典方法 (Lichtenberg and Lieberman, 1983; Wolf et al., 1985; Fraedrich, 1987)。在动力系统理论分析中, Lyapunov 指数可以度量相空间中初始邻近轨道长期平均指数发散 (收缩) 率, 刻画混沌系统预报误差的整体平均增长速率, 用来讨论大气最大可预报时间长度。为讨论局地可预报性问题, 随后引入了局地 (有限时间) Lyapunov 指数/向量 (Nese, 1989; Yoden and Nomura, 1993; Trevisan and Legnani, 1995)。

二是非线性框架下 Lyapunov 方法。考虑到 Lyapunov 指数是在初始扰动很小、其发展近似满足切线性方程的假定下, 当大气扰动较大时, 其不适合研究混沌系统的可预报性。Toth 将局部 Lyapunov 向量延伸至非线性框架, 提出了繁殖增长 (BV) 初始扰动方法, 并将其应用至 NCEP 业务集合预报系统 (Toth and Kalnay, 1993)。后来, 结合数据同化方案对 BV 方法进行了升级, 形成了集合变换卡尔曼滤波方案 (ETKF) (Bishop et al., 2001; Wang and Bishop, 2003)。另一方面, 李建平等提出了局地非线性 Lyapunov 指数 (NLLE) 的概念 (李建平等, 2006; Ding and Li, 2007; 丁瑞强和李建平, 2007)。后来, 考虑到 BV 扰动间存在一定相似性问题、混沌大气系统多维度特点, 将其拓展形成了局地非线性 Lyapunov 向量 (Feng et al., 2014) 和指数谱 (Ding et al., 2017)。

(3) 数值 (集合) 预报敏感试验方法

数值预报模式是现代气象预报最核心技术, 利用数值模式开展可预报性研究是定量估计大气可预报性, 特别是实际可预报性研究的一种主要方法, 其基本思想是初始误差发展使模式对大气状态失去预报性。Thompson (1957) 最早提出大气可预报性概念时, 应用的是简单准地转模式计算均方根预报误差的增长来讨论内在可预报性。随着近年模式的快速发展, 数值敏感性分析试验已被广泛用于大气可预报性密切相关的误差来源、误差增长机制等研究 (Palmer and Hagedorn, 2006; Li et al., 2016)。

可预报性理论引导产生了集合数值预报方法 (Leith, 1974), 集合预报结果虽然无法改变对象的可预报性, 但可定量估计预报的不确定性, 其出现为大气可预报性研究、可预报性时效延长提供了新的途径 (杜均, 2014; 穆穆, 2017)。如何产生代表实际大气不确定性的扰动, 是可预报性研究的关键, 上述提及的 SV、CNOP、BV、NLLE 等方法研究均逐渐应用于集合预报扰动的构造。通过集合扰动的科学设计可有效了解误差来源和增长机制, 而通过扰动相关误差增长机制研究, 可更好地设计符合所关注天气过程初始误差最优分布 (Bauer et al., 2015)。

3 暴雨和强对流可预报性研究进展

中小尺度暴雨、强对流天气与大尺度天气气候现象的误差增长机制并不相同,对流尺度模式中误差增长较天气尺度模式快得多(Hohenegger and SCHÄR, 2007)。早期关于大尺度大气可预报性上限的研究主要基于均匀各向同性湍流的统计封闭模型(Lorenz, 1969; Leith, 1971; Leith and Kraichnan, 1972; Metais and Lesieur, 1986),而这些研究假定与那些非均匀各向同性湍流的真实大气(如锋面、组织化的湿对流等中尺度系统)是不一致的(Zhang et al., 2007)。随着观测手段增加和高分辨率模式发展,从中尺度甚至更小尺度认识暴雨、强对流等强对流天气事件的可预报性引起了更多的关注,也取得了不少进展。

3.1 主要的研究方法

暴雨、强对流的可预报性研究主要使用数值模拟试验(理想试验、敏感性试验)的方法。近年来中尺度、对流尺度等模式系统及相应的同化、集合预报技术发展为中小尺度可预报性研究提供了有效支撑手段。上面提及的SV、BV等方法产生的扰动结构主要与区域斜压不稳定有关(Toth and Kalny, 1997; Stensrud et al., 2000),因此主要反映的是天气尺度的误差快速增长,更多适用于较大尺度的天气可预报性研究。而暴雨、强对流等中小尺度可预报性研究,因其非各向同性特点,往往根据不同研究对象和目的,采用利用高分辨率模式开展针对性的扰动敏感试验,了解中小尺度误差的误差增长特征(Anthes, 1985; Hohenegger et al., 2006, 2007; Zhang et al., 2002, 2003)。

暴雨、强对流等中小尺度预报评估重点是考虑对流风暴本身及其触发环境。由于中小尺度天气的研究对象(如MCSs)处于区域非连续场,其本身是模拟区域内产生显著误差增长的唯一特征。因此,传统的500 hPa区域平均位势高度均方根误差增长等大尺度天气预报评估方法并不合适。中小尺度可预报性研究,往往重点关注MCS本身、最大风场变化等(Stensrud et al., 2000; Wandishin et al., 2010)。如研究评估对流触发的时空预报能力,常采取基于目标(对流)的策略,对目标对流的发生频次、范围、结构等进行分析研究(Davis et al., 2006a, 2006b; Cintineo and Stensrud, 2013; Burghardt et al., 2014)。

3.2 初始误差的增长机制

从中尺度甚至更小尺度解释误差增长机制是暴雨、强对流可预报性研究的重点。尽管目前关于误差增长机制仍未完全清楚,但近年关于暴雨、强对流的误差增长特征和机制研究取得了不少重要意义的认识,概括起来主要包括以下三方面。

(1) 小初始误差的升尺度增长机制

小尺度小振幅的初始误差快速增长,从而导致天气系统的可预报性下降(“蝴蝶效应”),这种小初始误差升尺度增长机制是得到广泛认可的一个观点。Thompson(1957)和Lorenz(1963, 1969)早期提出了“蝴蝶效应”相关的小误差升尺度增长特征,后来从不同方面得到学者的研究证实,而湿动力是普遍认可的影响误差增长的重要因素(Leith and Kraichnan, 1972; Ehrendorfer, 1999; Palmer, 1999; Zhang et al., 2002; Hohenegger et al., 2006)。张福青等通过对冬季暴风雪个例的模拟诊断和理想化湿斜压波模拟,指出湿对流对误差快速增长和中尺度可预报性的重要影响(Zhang et al., 2002, 2003; Tan et al., 2004),在此基础上通过不同分辨率、不同扰动、不同水汽量、不同时段积分控制等多组对比模拟试验,进一步提出了一个广受关注的湿对流下误差三阶段动力增长机制(Zhang et al., 2007)(图3)。

第一阶段(对流增长): 初始较小尺度的误差在对流不稳定下增长,并快速在对流尺度达到饱和。

第二阶段(短暂增长): 饱和误差从对流尺度不平衡向较大尺度平衡运动转变,部分误差保留在对流尺度平衡运动,剩下的通过重力波耗散。

第三阶段（斜压增长）：大尺度平衡部分的饱和误差在斜压不稳定背景下（较慢）增长。该误差增长机制从对流尺度模式得到证实（Hohenegger and Schär, 2007; Selz and Craig, 2015）。Bierdel et al. (2017, 2018) 通过分析模型和理想化模拟，进一步对第二阶段物理机制进行了解释，指出对流加热下地转调整对误差的升尺度增长的起到了关键作用。值得注意的是，关于第三阶段斜压不稳定增长，最近也有学者提出不同观点，认为正压的对流层相互作用可能更为重要(Baumgart et al., 2018)。

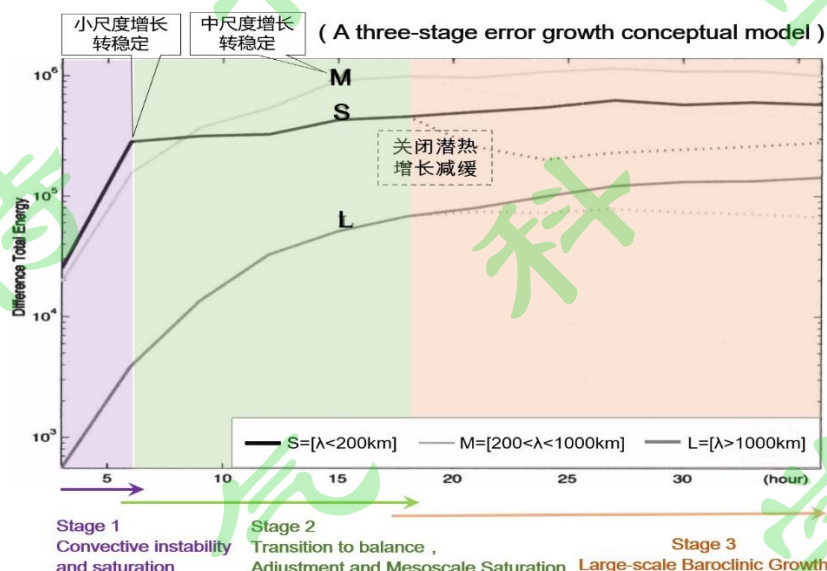


图3 三阶段误差增长机制概念模型（不同特征尺度的总误差能量的演变，引自Zhang et al., 2007 的图7，并稍作标识处理；横坐标代表时效，纵坐标为区域误差能量；S、M、L分别代表小、中和大尺度；紫、绿、橙色代表三个不同阶段）

Fig. 3 Evolution of the domain-integrated DTE ($\text{m}^2 \text{s}^{-3}$) at three different characteristics scales (S: smaller-scale $L < 200 \text{ km}$; M: intermediate-scale $200 < L < 1000 \text{ km}$; and L: larger-scale $L > 1000 \text{ km}$). (Zhang et al., 2007)

相对而言，冷季天气事件具有强的斜压不稳定，更有利小初始误差升尺度增长，而暖季强天气事件具有强的对流不稳定（弱斜压不稳定），使得误差在湿对流下从更小的尺度快速增长，机制更为复杂。张福青等（Zhang et al., 2006）对美国一次暖季强降水事件的实际和内在可预报性研究指出，小尺度小误差的升尺度增长较冷季明显偏弱，对大尺度影响相对较少，因此理论上可能存在(较冷季)更长的可预报性上限。但实际模拟中，首先由于初值和模式的误差均较大，易导致很大预报误差；其次，湿对流条件下小尺度小误差同样会快速增长导致短期预报偏差。Bei et al. (2007) 对我国梅雨锋强降水研究进一步指出，大尺度或振幅的初始扰动会导致更大的预报误差，而当扰动振幅足够小的时候，不同尺度扰动产生的预报偏差是类似的，但小振幅误差也会快速饱和和升尺度增长，进而增加较大尺度天气的不确定性。最近，结合华南季风降水科学试验(SCMREX)的弱天气尺度强迫的暖区暴雨研究指出，误差增长存在着特定敏感区域和敏感要素，北侧山区温度（山风/陆风）和南侧海洋低层风速（西南急流）的误差非线性快速增长是影响沿海暖区强降水可预报性的关键（Wu et al., 2020）。

总体而言，尽管个例、假定、模式等均有所差异，对暖季暴雨、强对流的可预报性研究普遍表明，湿对流下即使小振幅的误差也会快速增长，从而导致暖季强天气事件预报能力十分有限，开展对流尺度集合预报十分必要（Hohenegger et al., 2006; Hawblitzel et al., 2007; Liu and Tan, 2009; Melhauser and Zhang, 2012; Wu et al., 2020）。而不同地区（欧洲、美国、中国）等个例误差增长均呈现出显著的天气流型依赖特征（Hohenegger et al., 2006; 刘建勇

等, 2011; Johnson et al., 2014), 需要更系统性、更针对性地进行深入对比研究评估。

(2) 大尺度初始误差的降尺度影响

除了小尺度误差升尺度机制对可预报性影响外, 大尺度的误差降尺度影响亦受到一些学者的关注。事实上, 在最早期 Lorenz (1969) 的可预报性研究中曾提及, 大尺度误差会降尺度引起小尺度误差, 在幅度足够小的情况下, 相同误差幅度的最小尺度和最大尺度的初始误差导致的误差影响是类似的。但当时 Lorenz 重点关注的是小尺度误差 (蝴蝶效应) 的升尺度影响, 没有对大尺度误差的影响展开分析。Tribbia 和 Baumhefner (2004) 通过气候模式模拟试验指出, 小尺度误差增长并没有传统主流观点所认为的那么重要, 其主要作用是产生斜压不稳定区的天气尺度扰动, 而天气尺度扰动主要吸收来自大尺度背景场 (而非小尺度) 的能量和误差增长, 这样的过程与 ECMWF 使用的 SV 方法描述的天气尺度扰动增长 (Palmer et al., 1994) 类似。Rotunno & Snyder (2008) 将 Lorenz 模型应用准地转方程, 同样强调了大尺度误差降尺度增长的重要性, 并指出降尺度传播十分迅速。

近几年, 华盛顿大学 Durran (2013, 2014, 2016) 进一步通过 Lorenz 理想模型、中尺度模式、对流尺度模式等系列模拟试验, 强调大尺度小误差的降尺度影响对实际可预报性的关键作用, 小尺度小误差升尺度作用 (“蝴蝶效应”) 在实际大气预报中并不那么重要。如, 在《Atmospheric Predictability: Why Butterflies Are Not of Practical Importance》一文中, 利用 Rotunno & Snyder (2008) 改进的 Lorenz 模式 (ssLRS Model) 进行模拟试验, 指出仅保留大尺度扰动 (去除小尺度初始扰动) 的情况下 (图 4b), 6 小时之后的误差增长已和所有尺度扰动的误差增长 (图 4a) 十分接近, 而仅保留小尺度扰动情况下, 误差增长则慢得多 (图 4c)。而利用云尺度模式对跑线的模拟也指出类似结果, 大尺度小误差会非常快速地降尺度到最小尺度特征, 随后再升尺度增长, 但因降尺度过程太快使得看起来似乎仅存在升尺度增长 (Durran and Weyn, 2016)。

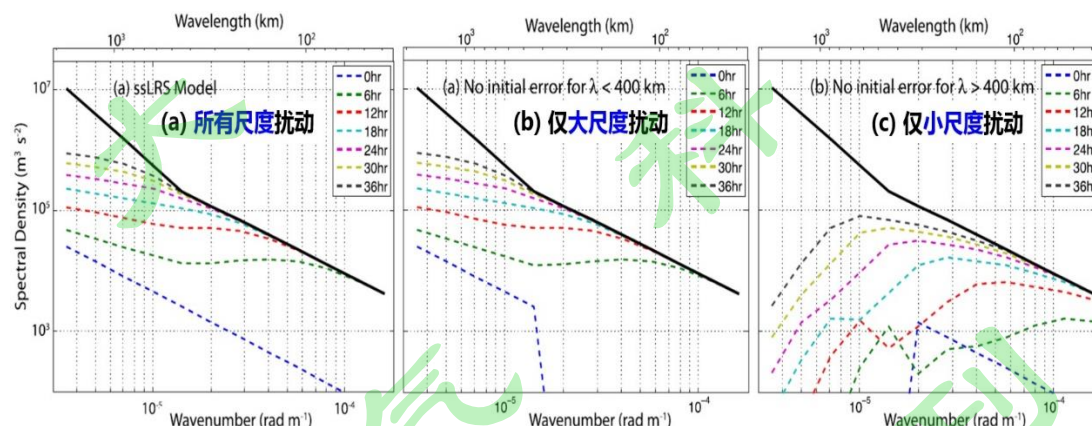


图4 改进的Lorenz模式(ssLRS Model)中扰动动能谱密度 (“误差”) 关于波数 k 的函数分布 (不同彩色虚线代表不同时间, 黑色实线代表饱和时动能谱) (a) 所有尺度的扰动; (b) 仅保留大尺度扰动 (去除波长 <400 km的扰动); (c) 仅保留小尺度扰动 (去除波长 >400 km的扰动) (引自Durran and Gingrich, 2014 图6和图8)

Fig. 4 KE' spectral density Z_k/k as a function of wavenumber k for the dimensional ssLRS model every 6 h (line colors given in the legend; Black curve shows the saturation spectrum X_k/k): (a) initial error at all scales, (b) initial error is removed at wavelengths less than 400 km and (c) initial error is removed at wavelengths greater than 400 km. (Durran and Gingrich, 2014)

(3) 不同尺度初始误差影响的一些争论

关于强天气的多尺度初始扰动误差增长机制目前仍未完全清楚, 甚至还存在一些争论。对于 Durran et al. (2014) 提出的“大尺度小误差的降尺度增长, 较小尺度误差升尺度增长更重要”的观点, 张福青等专门撰文指出 Durran 的分析存在着两大局限: 一是基于两个对流不

稳定较弱的两个冬季风暴的研究，而大气可预报性流依赖的特征，不同斜压和对流不稳定条件下其结果并不相同；二是只研究了实际可预报性，研究个例的初始扰动的尺度和振幅都比较大，而没有分析小尺度、小振幅误差造成的内在可预报性。同时，通过敏感试验进一步指出，当初始误差足够小的时候，预报误差和初始扰动的尺度和振幅的相关性下降；而当初始扰动尺度和振幅比较大时，大尺度误差的斜压增长对预报更重要；但湿对流下小误差（“蝴蝶效应”）升尺度增长对实际和内在可预报性都十分重要（Sun and Zhang, 2016）。

另一方面，Weyn 和 Durran 则进一步通过云模式对 MCS 系统与初始扰动尺度、振幅的敏感性进行理想模拟，继续强调大尺度（百公里）的重要性，指出各种初始误差存在升尺度、降尺度快速扩散，并随后在所有尺度振幅增长，而不是相邻升尺度饱和后增长（Weyn & Durran, 2017a）。利用 WRF 中尺度天气模式的强、弱天气强迫的实际 MCS 个例模拟，指出不同尺度初始误差的重要性与天气系统密切相关（流依赖），强天气强迫的个例误差增长与理想化爬线类似，6 小时内与初始误差的尺度无关，而弱强迫个例则对小尺度误差更为敏感，而如何构建有效的评估指标对可预报性研究也十分重要（Weyn & Durran, 2017b）。

尽管两种说法差异较大，但事实上亦有不少方面的认识并不矛盾。如，目前实际大气中初始误差较大，大尺度误差显然比小尺度误差对预报影响更重要，减少大尺度误差能更好提升预报效果；具体的较大天气尺度强迫的个例小尺度扰动的作用较小，而对流尺度强天气个例中则小尺度扰动因湿对流影响误差快速增长使其重要性会显著增加，内在可预报性上限明显偏低；实际可预报性存在显著的尺度依赖（Scale-dependent）、流依赖（Flow-dependent）、模式依赖（Model-dependent）特征等。然而，由于这些研究面向不同个例、不同假定、不同模式、甚至不同的评估指标策略，而实际大气中初始误差相对较大、其发展受数值模式等影响也十分密切，关于实际可预报性中如何认识不同尺度误差的相互影响和发展机制仍难有清晰的共识。实际上，Durran 和 Weyn（2016）也指出大尺度小误差的降尺度过程非常快，实际天气过程很难有效识别，而 Sun 和 Zhang（2016）则同样指出不同尺度之间相互作用，将对流尺度误差升尺度增长和大尺度误差内部增长完全分离也十分困难。

也有研究指出，误差的升尺度增长和降尺度影响两者机制同时存在，在同一时段里中尺度涡旋区（美国中部）和 MCS 对流区（美国南部）两种误差增长方式的相对作用并不相同，而这取决于天气强迫及对流的强度（图 5, Nielsen and Schumacher, 2016）。我们最近研究也表明，同一时段、同一邻近区域的不同的深湿对流（锋面暴雨和暖区暴雨）的误差动力增长方式也差异很大，华南季风区沿海的暖区暴雨存在着显著的内在可预报性上限（图 6, Wu et al., 2020）。因此，面向尺度依赖、流依赖的不同尺度初始误差的增长机制的内在可预报性研究仍需今后进一步开展。

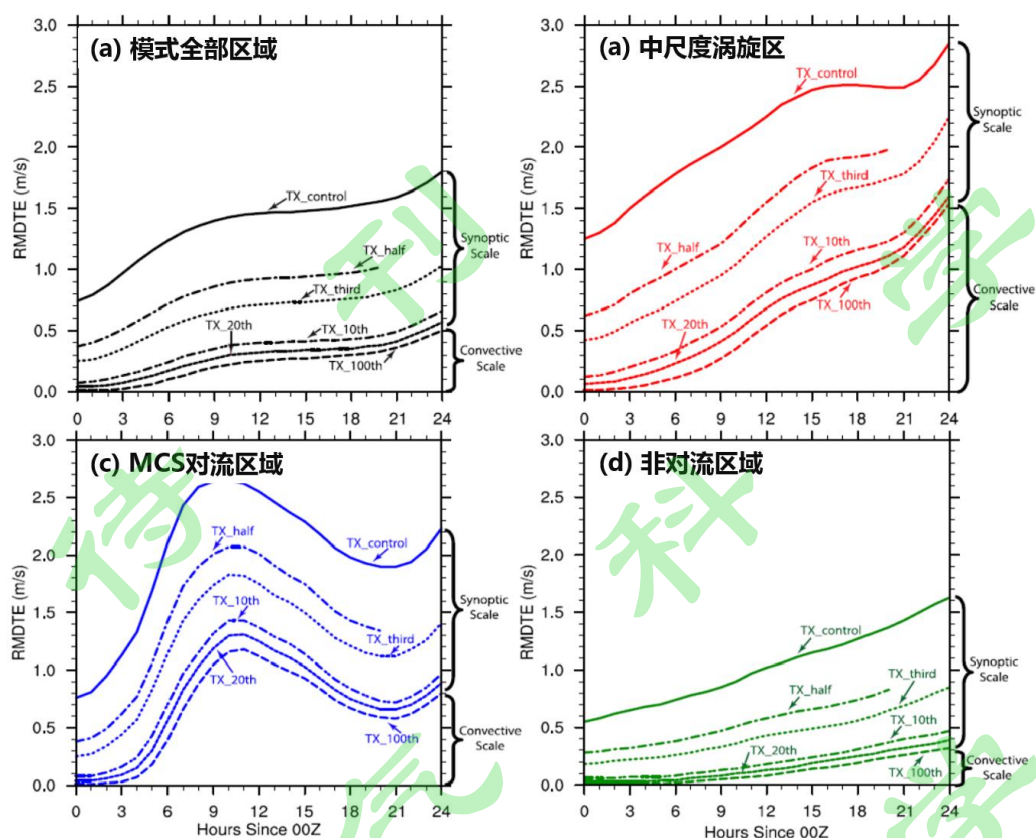


图5 不同区域、不同扰动方案的误差能量 (RMDTE) 时间变化 (引自 Nielsen and Schumacher 2016 图 13) (TX_control:控制试验, TX_half: 初始扰动减少至 1/2, TX_third: 初始扰动减少至 1/3, TX_10th: 初始扰动减少至 1/10, TX_20th: 初始扰动减少至 1/20, TX_100th: 初始扰动减少至 1/100) (a) 模式全部区域; (b) 中尺度涡旋区; (c) MCS 对流区; (d) 非对流区; Fig. 5 RMDTE time series for TX_control (solid line), TX_half (dot-dashed lines), TX_third (dotted line), TX_10th (uneven dashed line), TX_20th (solid line), and TX_100th (dashed line) for the (a) full domain, (b) MCV region, (c) MCS region, and (d) NOCON region. (Nielsen and Schumacher, 2016)

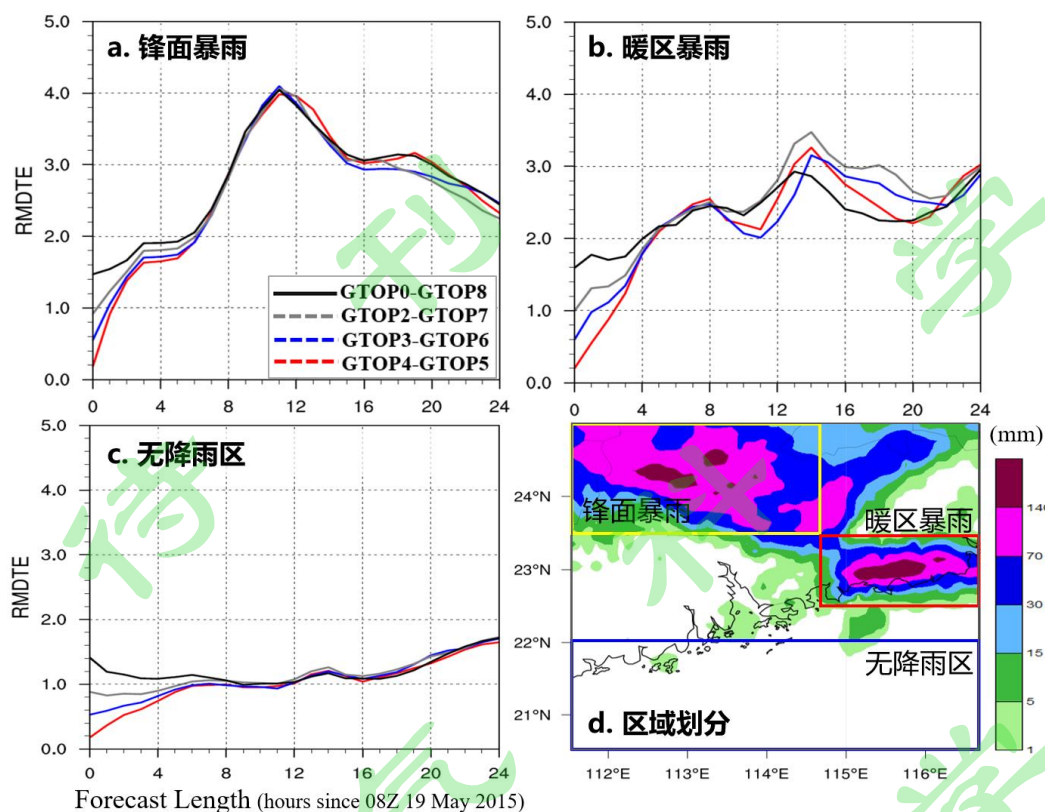


图6 不同区域、不同扰动组合的误差能量(RMDTE)时间变化(引自 Wu et al., 2020 图 17) (GTOP0-GTOP8: 初始扰动差异试验, GTOP2-GTOP7: 初始扰动差异减少至 5/8, GTOP3-GTOP6: 初始扰动差异减少至 3/8, GTOP4-GTOP5: 初始扰动差异减少至 1/8) (a) 锋面暴雨区域; (b) 暖区暴雨区域; (c) 海上无强降水区; (d) 根据降水的区域划分;

Fig. 6 Temporal evolution of domain-averaged RMDTE (m s⁻¹) between the indicated simulations for the (a) region of frontal torrential rainfall (Region1), (b) region of warm-sector torrential rainfall (Region2), and (c) region of no heavy rainfall (Region3) from 0800 LST 19 May to 0800 LST 20 May 2015. (d) The regional division according to the precipitation (shaded, mm). (Wu et al., 2020)

3.3 数值模式误差的影响

除了初值误差外, 在数值模式各种参数化方案引入的误差(对大气过程的不完美描述)对大气可预报性, 特别是对实际可预报性研究有重要影响(Stensrud et al., 2000; Zhang et al., 2006)。对于大尺度天气预报, 关注的天气尺度动力特征大致可通过数值模式基本方程描述, 但对于小尺度天气预报, 主要关注的降水、对流系统相关的位置和强度等信息则直接受到模式物理参数化方案假定的影响。

关于模式参数化方案的敏感性对预报的影响, 气象学者从多个角度进行了评估研究。通过对模式物理参数化方案和初始条件进行两组集合扰动对比, 指出两者均能产生大的预报误差, 其中模式参数化方案扰动对中尺度对流系统、特别是弱天气强迫条件下的个例具有重要影响(Stensrud et al., 2000)。通过分析不同的物理参数化方案对强降水预报敏感性, 指出最大差异来自于积云对流参数化方案(CUM)的变化(Wang and Seaman, 1997; Zhang et al., 2006)。Wang et al. (2012) 评估暖季强对流中的微物理参数化方案(MPS)的复杂性在对初始扰动传播增长的重要性, 并指出简单微物理参数化方案和初始误差各自引起的预报误差在 6 小时内相当, 对实际可预报性十分重要。Wu et al. (2013) 在华南飕线的可预报性模拟试验中, 指出对模式物理参数化的重要性, 该个例中中波辐射参数化方案(LWS)最为敏感(与飕线夜间形成可能有关)。Burlingame et al. (2017) 利用中尺度可预报性试验资料研究边界层(PBL)参数化方案对对流触发的影响, 虽然评分结果来看PBL的影响没有大尺度流型依

赖特征大,但明显大于较小尺度初始扰动的影响,而由于所选个例的高可预报性使得PBL的影响可能被低估。同时,考虑到物理参数化带来的不确定性影响,有限区域模式集合扰动也从最早的初值扰动,发展为结合物理过程(随机)扰动、多模式多物理参数扰动的集合预报(Bauer et al., 2015; Berner et al., 2017)。

此外,模式物理参数化选取与模式分辨率密切相关。现有技术和计算水平下,物理参数化方案在不同区域、不同天气的适用性问题,以及模式的灰色区域分辨率参数化问题也仍是影响实际可预报性研究的重要方面(Bauer et al., 2015)。

3.4 对流环境误差的影响

对流环境误差对MCSs等中尺度对流系统的实际可预报性十分关键。大量研究表明,对流对风暴附近环境影响十分敏感,温度和水汽等初始小扰动会对风暴的发生和发展有重要影响(Crook, 1996; Gilmore and Wicker, 1998; Park, 1999; Park and Droegemeier, 2000)。

不同于传统基于模式的可预报性研究在环境场上叠加小扰动的方式,Stensrud和Wandishin等应用非常实际的策略对MCS的实际可预报性与对流环境的关系进行了系列研究。其主要思路是通过模式对MCS预报不确定性的业务视角,将业务区域模式中的预报误差,应用到风速、湿度、对流稳定度等对流环境因子进行集合扰动预报研究,并以目标MCS的方式进行评估(Stensrud and Wicker, 2004; Wandishin et al., 2008, 2010; Cintineo and Stensrud, 2013)。结果表明,将扰动振幅从24小时预报误差值降低(例如减半或应用分析场误差),MCS预报成功率显著提高,最大地面风速、最大上升气流强度等的不确定性也会明显下降,而MCS命中率和大小等特征与不同的环境因子敏感性有差异。但总体而言,通过改进环境条件改进(误差振幅减少),模式对MCS的预报能力将有显著提升(Wandishin et al., 2008, 2010)。对超级单体风暴的理想试验同样表明,对流前环境条件对风暴的实际可预报性影响很大,基于目前1小时环境预报误差的风暴位置预报上限仅有2小时,随着时效更长的误差,可预报性更低,而小尺度风暴特征(中层中气旋、区域强降水等)可预报性较风暴位置更低(Cintineo and Stensrud, 2013)(图7)。最近,我们基于风暴尺度集合预报对华南暖区暴雨的敏感性试验则表明,前期环境(特别是敏感区域)的温度、湿度和风速等初始误差增长造成12小时后海洋风(夜间加强)、山区温度(夜间冷却)存在显著差异(图8),进而导致降水风暴发生发展巨大差异(Wu et al., 2020)。

尽管这些研究存在着局限性,如基于各向同性的环境以及对流已触发条件(同样是影响风暴实际可预报性的重要方面),但总体而言,这些对流环境敏感性研究也充分证实了环境条件改进(误差振幅减少)对风暴预报的重要影响,结合目标观测和敏感环境因子对开展实际可预报性研究和预报能力提升十分关键(图8, Wu et al., 2020)。

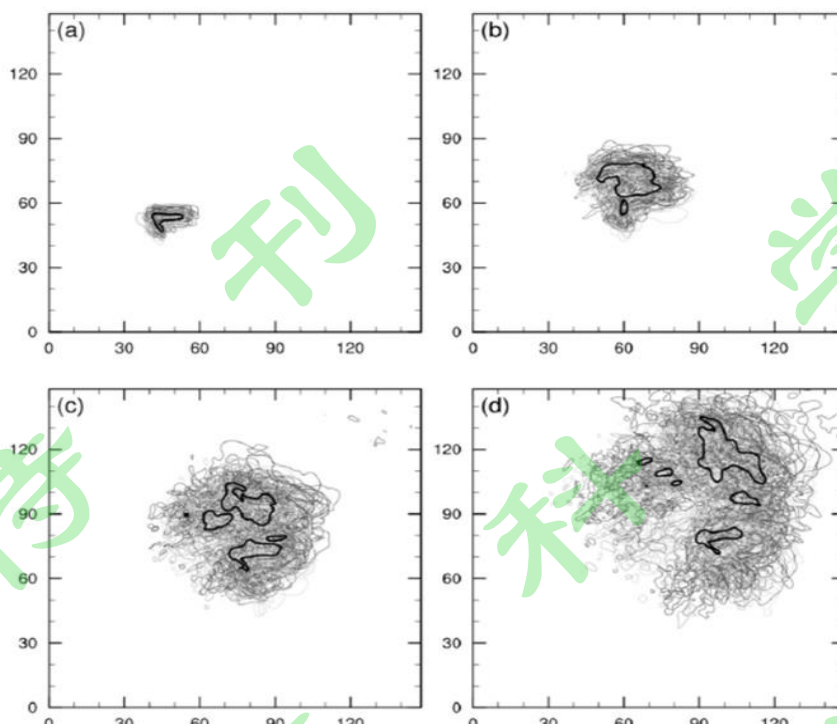


图7 基于1h预报误差扰动的集合成员预报40-dBZ等值线面图(粗实线为控制预报; 细线为不同成员预报)(引自Cintineo and Stensrud, 2013 图9) (a) 30分钟预报; (b) 60分钟预报; (c) 90分钟预报; (d) 120分钟预报

Fig.7 Spaghetti plots of the 40-dBZ-reflectivity contour from all 100 simulations for the 1-h error runs at (a) 30, (b) 60, (c) 90, and (d) 120 min with the control run 40-dBZ contour overlaid in black. (Cintineo and Stensrud, 2013)

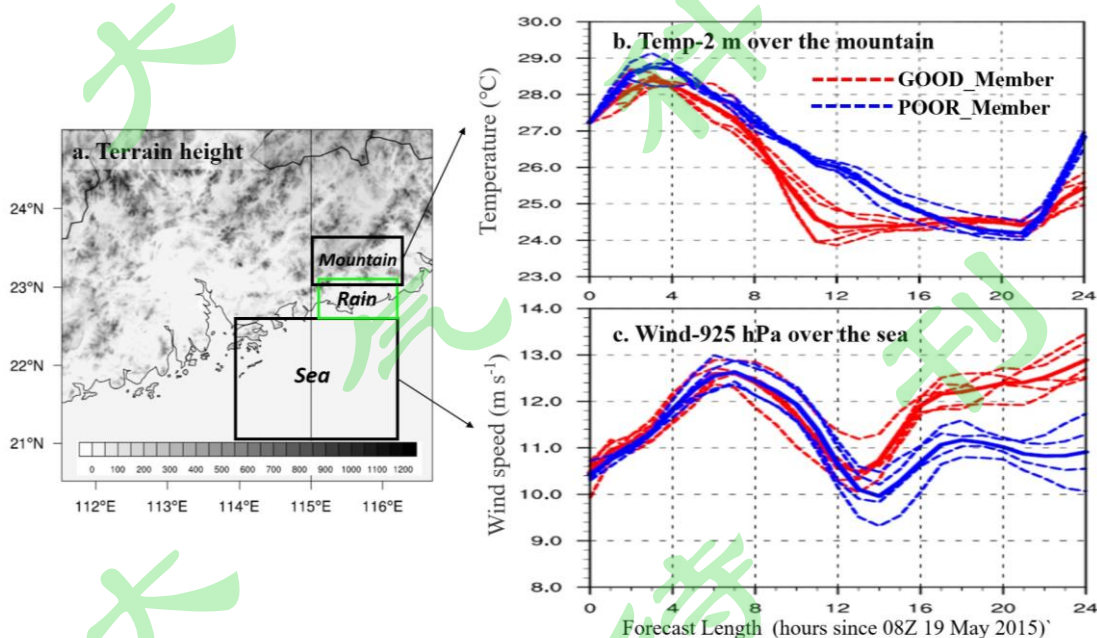


图8 (a)区域地形高度和好坏集合预报成员对(b)山区敏感区气温、(c)海洋敏感区低空风速预报(引自 Wu et al., 2020 图12)

Fig.8 (a) Terrain height (shaded, m), wherein the green rectangle identifies the warm-sector torrential rainfall center. Temporal evolution of (b) 2-m temperature ($^{\circ}\text{C}$, averaged within black rectangle region for the mountain area) and (c) 925-hPa wind speed (m s^{-1} , averaged within the black rectangle region for the sea area) from 0800 LST 19 May to 0800 LST 20 May 2015. (Wu et al., 2020)

3.5 可预报性科学观测试验

近几年,随着各种稠密气象观测和风暴尺度模式的发展,气象科学家对雷暴、飚线、甚至龙卷等更小尺度的强对流风暴可预报性的研究也逐渐增多 (Cintineo and Stensrud, 2013; Wu et al., 2013; Zhang et al., 2015, 2016; Durran and Weyn, 2016; Burlingame et al., 2017)。总体而言,强对流风暴时空尺度小,受到初始小扰动湿动力增长、天气尺度强迫、对流环境作用、物理参数化方案、地形下垫面等多因素影响,存在显著的固有可预报性限制,实际可预报性时效也不长。相对而言,数值模式对其大尺度环境条件可预报性相对较高,而对风暴位置、结构、演变预报不确定性十分大,对流的触发仍是一个预报能力相当有限的问题。

为更好地开展中小尺度强对流天气的可预报性研究,NCAR 联合俄克拉荷马大学、国家风暴实验室等单位,在美国中部开展面向中尺度可预报性科学观测试验 (The Mesoscale Predictability Experiment, MPEX), 并就对流触发、边界层特征、目标观测、风暴环境、误差尺度增长特征、实时集合同化预报等方面开展了系列分析研究 (Weisman et al., 2015) (图 9)。该试验主要考虑对流风暴受天气尺度系统强迫 (如锋、干线、急流等) 控制,改进这些环节强迫系统的观测和对流反馈过程,有利于了解强对流天气实际可预报性和预报能力提升。试验策略主要包括三个方面:一是实时模式集合预报和敏感性分析,基于集合敏感性分析技术首次开展了中尺度目标观测,考察哪个区域、哪个系统、哪个要素对随后天气更关键;二是早晨下投和微波辐射计探测策略,考虑通过改进落基山区清晨 (次) 天气尺度观测,有利于改进下午到傍晚平原区对流发生发展;三是下午加密气球探空策略,考虑通过改进午后对流影响区域的次天气尺度观测,有利于改进 24h 对流预报和下游区天气演变。该试验的开展,为美国强对流的实际和内在可预报性的评估研究提供了很好的基础,目前已在移动观测策略、物理参数化影响、目标观测同化影响等方面形成了一些有意义的成果 (Coniglio et al., 2016; Trapp et al., 2016, 2017; Burlingame et al., 2017; Kecklik et al., 2017)。

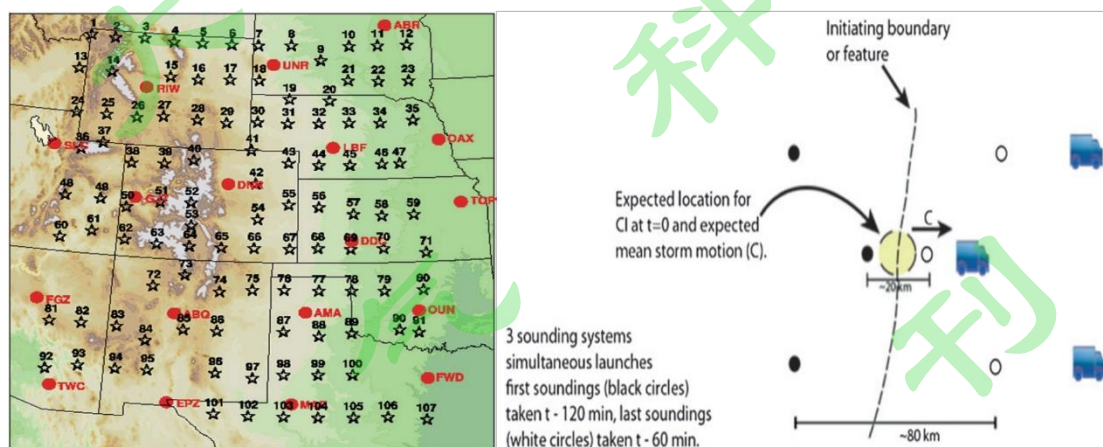


图9 MPEX试验的 (a) 早晨的下投作业分布 (数字星为下投点、红点为气象局业务探空点) 和 (b) 午后的前对流环境探空策略示例 (引自Weisman et al., 2015 图3和图5)

Fig.9 (a) Full domain of interest for MPEX morning dropsonde operations (numbered stars represent the dropsonde sites and the operational sounding sites are indicated by the red dots) and (b) example of upsonde locations (circles) for the preconvective environment sampling strategy in the afternoon. (Weisman et al., 2015)

4 总结与展望

本文在简要回顾可预报性研究历程的基础上,重点对近二十年国际上关于暴雨和强对流

477 的中小尺度天气可预报性方面的研究进展进行综述和归纳。总体而言,随着现代观测手段增
478 加、高分辨率区域的模式发展,可预报性研究呈现出以下特征:从以往大尺度天气气候,转
479 向中小尺度强天气方面可预报性研究发展;从内在可预报性研究,转向结合科学观测的实际
480 可预报性研究发展;从大气本身可预报性期限研究,转向误差增长动力机制以及在此基础
481 上的实际可预报时效延长研究发展。

482 暴雨、强对流等中小尺度天气与大尺度天气气候可预报性研究差异较大,对流尺度模式
483 中误差增长较天气尺度模式快得多。早期关于大尺度大气可预报性上限的研究基于均匀各向
484 同性湍流的统计封闭模型,这些假定与真实大气中暴雨、强对流等非均匀各向同性的中小尺
485 度湿对流系统特征并不一致。因此,暴雨、强对流等可预报性研究,一方面需根据不同研究
486 对象和目的,采用利用高分辨率模式开展针对性的扰动敏感试验,了解其误差增长特征;另
487 一方面,其可预报性评估往往需考虑基于目标对流等策略,而不能采用传统的区域平均均方
488 根误差等方式。

489 受初始误差的快速增长影响,暴雨、强对流存在着显著的固有可预报性上限。具体初始
490 误差增长机制方面仍存在一些争论,基于 Lorenz“蝴蝶效应”理论的深化,湿动力初始小误差
491 升尺度增长是目前较主流的认识,也有一些学者指出大尺度初始误差降尺度影响重要性、以
492 及两种影响并存且存在流依赖特征。然而,由于不同研究面向不同个例,使用不同假定、不
493 同模式、甚至不同评估指标策略,同时实际大气中初始误差相对较大、其发展受模式影响也
494 十分密切,实际可预报性中如何认识不同尺度误差的相互影响和发展机制目前仍难有清晰共
495 识,面向尺度依赖、流依赖的不同尺度初始误差的增长机制仍需今后进一步研究。此外,模
496 式误差、对流环境误差等对暴雨、强对流的实际可预报性也有显著的影响,高分辨率模式下
497 物理参数化方案适用性、对流尺度集合扰动如何科学构建、结合目标观测的敏感性研究分析
498 等,也是影响实际可预报能力提升的重要方面。

499 虽然关于暴雨、强对流的可预报性研究取得了不少有意义成果,但是应该看到,关于制
500 约可预报性研究的误差增长机制的认识仍未完全清楚。如,不同流型的强天气预报误差主要
501 受哪些因子影响,各因子综合影响机制是什么?尺度相互作用和误差增长在限制对流可预报
502 性中的角色是什么?在广泛认可的湿动力误差增长方式中,湿对流非绝热过程促进误差增长
503 的本质又是什么?进一步认识误差增长的动力机制,结合目标观测、敏感性分析等手段,对
504 进一步了解暴雨、强对流天气的实际和内在可预报性十分关键。而实际大气中,由于观测、
505 模式等多种误差影响,暴雨、强对流的实际可预报时效尚未到达其内在可预报上限。除了进
506 一步完善数值模式和资料同化分析技术外,通过敏感性分析、科学目标观测等手段了解主要
507 误差来源,在误差机制研究基础上设计更能代表对流尺度误差增长不确定性的集合扰动,对
508 未来暴雨、强对流天气的实际可预报能力提升具有重要的意义。

510 参考文献 (References)

- 511 Anthes R A, Kuo Y H, Baumhefner D P, et al. 1985. Predictability of mesoscale atmospheric motions [J]. *Advances*
512 *in Geophysics*, Vol. 28B, Academic Press, 159–202.
- 513 Bauer P, Thorpe A, Brunet G. 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction [J]. *Nature*, 2015, 525
514 (7567): 47–55.
- 515 Baumgart M, Riemer M, Wirth V, et al. 2018. Potential vorticity dynamics of forecast errors: A quantitative case
516 study [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 146: 1405–1425.
- 517 Bei N, Zhang F. 2007. Impacts of initial condition errors on mesoscale predictability of heavy precipitation along
518 the Mei-Yu front of China [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 133 (622): 83–99.
- 519 Bengtsson L, Hodges K I. 2006. A note on atmospheric predictability [J]. *Tellus*, 58A: 154–157.

520 Berner J, Achatz U, Batte L, et al. 2017. Stochastic parameterization: Toward a new view of weather and climate
 521 models [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 98: 565–588. DOI: 10.1175/BAMS-D-15-00268.1.
 522 Bierdel L, Selz T, Craig G. 2017. Theoretical aspects of upscale error growth through the mesoscales: An analytical
 523 model [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 143: 3048–3059.
 524 Bierdel L, Selz T, Craig G. 2018. Theoretical aspects of upscale error growth on the mesoscales: Idealized
 525 numerical simulations [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 144: 682–694.
 526 Bishop C H, Etherton B J, Majumdar S J. 2001. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter.
 527 Part I: theoretical aspects [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 129: 420–436.
 528 Burghardt B J, Evans C, Roebber P. 2014. Assessing the predictability of convection initiation across the high
 529 plains using an object-based approach. *Wea. Forecasting*, 29: 403–418, doi:10.1175/WAF-D-13-00089.1.
 530 Burlingame B M, Evans C, Roebber P J. 2017. The Influence of PBL parameterization on the practical
 531 predictability of convection initiation during the Mesoscale Predictability Experiment (MPEX) [J]. *Weather &*
 532 *Forecasting*, 32(3): 1161–1183.
 533 Cintineo R M, Stensrud D J. 2013. On the predictability of Supercell thunderstorm evolution [J]. *Journals of the*
 534 *Atmospheric Sciences*, 70 (7): 1993–2011.
 535 Coniglio M C, Hitchcock S M, Knopfmeier K H. 2016. Impact of assimilating preconvective upsonde observations
 536 on short-term forecasts of convection observed during MPEX [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 144: 4301–4325. DOI:
 537 10.1175/MWR-D-16-0091.1.
 538 丑纪范. 2011. 天气和气候的可预报性[J]. 气象科技进展, 1(2):11–14. Chou J. 2011: Predictability of weather
 539 and climate [J]. *Advances in Meteorological Science and Technology* (in Chinese). 1 (2): 11–14.
 540 Crook N A. 1996. Sensitivity of moist convection forced by boundary layer processes to low-level thermodynamic
 541 fields [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 124: 1767–1785.
 542 Davis C A, Brown B, Bullock R. 2006a. Object-based verification of precipitation forecasts. Part I: Methodology
 543 and application to mesoscale rain areas [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 134: 1772–1784, doi:10.1175/MWR3145.1.
 544 Davis C A, Brown B, Bullock R. 2006b. Object-based verification of precipitation forecasts. Part II: Application to
 545 convective rain systems. *Mon. Wea. Rev.*, 134: 1785–1795. DOI:10.1175/MWR3146.1.
 546 杜钧, 李俊. 2014. 集合预报方法在暴雨研究和预报中的应用[J]. 气象科技进展, 4 (5): 6–20. Du J, Li J. 2014.
 547 Application of ensemble methodology to heavy-rain research and prediction [J]. *Advances in Meteorological*
 548 *Science and Technology* (in Chinese), 4 (5): 6–20.
 549 Durran D R, Reinecke P A, Doyle J D. 2013. Large-scale errors and mesoscale predictability in Pacific Northwest
 550 snowstorms [J]. *J. Atmos. Sci.*, 70: 1470–1487. DOI:10.1175/JAS-D-12-0202.1.
 551 Durran D R, Gingrich M. 2014. Atmospheric predictability: Why butterflies are not important [J]. *J. Atmos. Sci.*,
 552 71: 2476–2488. DOI:10.1175/JAS-D-14-0007.1.
 553 Durran D R, Weyn J A. 2016. Thunderstorms Do Not Get Butterflies [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 97, 237–243.
 554 Ding R, Li J. 2007. Nonlinear finite time Lyapunov exponent and predictability [J]. *Physics Letters A*, 364:
 555 396–400.
 556 丁瑞强, 李建平. 2007. 误差非线性的增长理论及可预报性研究 [J]. 大气科学, 31(4): 571–576. Ding R Q, Li
 557 J P. 2007. Nonlinear error dynamics and predictability study [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences* (in
 558 Chinese), 31 (4): 571–576.
 559 Ding R Q, Li J P, Li B S. 2017. Determining the spectrum of the nonlinear local Lyapunov exponents in a
 560 multidimensional chaotic system [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 34 (9): 1027–1034. DOI: 10.1007/s00376-017-7011-8.
 561 Ehrendorfer M. 1997. Predicting the uncertainty of numerical weather forecasts: A review [J]. *Meteorologische*
 562 *Zeitschrift*, 6: 147–183.
 563 Feng J, Ding R Q, Liu D Q, et al. 2014. The application of nonlinear local Lyapunov vectors to ensemble

predictions in the Lorenz systems [J]. *J. Atmos. Sci.*, 71 (9): 3554–3567.

Fraedrich K. 1987. Estimating weather and climate predictability on attractors [J]. *J. Atmos. Sci.*, 44 (4): 722–728.

Gilmore M S, Wicker L J. 1998. The influence of midtropospheric dryness on supercell morphology and evolution [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 126, 943–958.

Hawblitzel D P, Zhang F, Meng Z, et al. 2007. Probabilistic evaluation of the dynamics and predictability of the mesoscale convective vortex of 10–13 June 2003 [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 135 (4): 1544–1563.

Hoskins B. 2013. The potential for skill across the range of the seamless weather climate prediction problem: a stimulus for our science [J]. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 139: 573–584.

Hohenegger C, Lüthi D, Schär C. 2006. Predictability mysteries in cloud-resolving models [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 134: 2095–2107.

Hohenegger C, Schär C. 2007a. Atmospheric predictability at synoptic versus cloud-resolving scales [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 88(11):1783–1793.

Hohenegger C, Schär C. 2007b. Predictability and error growth dynamics in cloud-resolving models [J]. *J. Atmos. Sci.*, 64: 4467–4478. DOI:10.1175/2007JAS2143.1.

Johnson A, Wang X, Xue M, et al. 2014. Multiscale characteristics and evolution of perturbations for warm season convection-allowing precipitation forecasts: dependence on background flow and method of perturbation [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 142 (3): 1053–1073.

Kecklik A M, Evans C, Roebber P J, et al. 2017. The Influence of assimilated upstream, pre-convective dropsonde observations on ensemble forecasts of convection initiation during the mesoscale predictability experiment [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 145 (12): 4747–4770. DOI:10.1175/MWR-D-17-0159.1

Kong F, Xue M, Droegemeier K K. 2007. Preliminary analysis on the real-time storm-scale ensemble forecasts produced as a part of the NOAA Hazardous Weather Testbed 2007 Spring Experiment. Preprints, 22nd Conf. Weather Analysis and Forecasting and 18th Conf. Numerical Weather Prediction, Salt Lake City, UT, Amer. Meteor. Soc., 3B.2.

Leith C E. 1971. Atmospheric predictability and two dimensional turbulence [J]. *J. Atmos. Sci.*, 28: 145–161

Leith C E, Kraichnan R H. 1972. Predictability of turbulent flows [J]. *J. Atmos. Sci.*, 29: 1041–1058.

Leith C E. 1974. Theoretical skill of monte carlo forecasts [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 102 (6): 409–418.

Leith C E. 1983. Predictability in theory and practice // *Large-Scale Dynamics Processes in the Atmosphere*. New York: Academic Press, 365–372.

Lichtenberg A J, Lieberman M A. 1983. Regular and stochastic motion [M]. Springer-Verlag.

李建平, 丁瑞强, 陈宝花. 2006. 大气可预报性的回顾与展望——21世纪大气科学前沿与展望 [M]. 北京: 气象出版社, 96–104. Li J P, Ding R Q, Chen B H. 2006. Review and prospect on the predictability study of the atmosphere. Review and Prospects of the Developments of Atmosphere Sciences in Early 21st Century (in Chinese), China Meteorology Press, 96–104.

Li J, Swinbank R, Grotjahn R, et al. 2016. Dynamics and predictability of large-scale, high-impact weather and climate events [M]. Cambridge University Press.

Liu, J., and Z. Tan. 2009. Mesoscale predictability of Mei-yu heavy rainfall [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 26: 438–450. DOI:10.1007/s00376-009-0438-9.

刘建勇, 谈哲敏, 顾思南. 2011. 梅雨期暴雨系统的流依赖中尺度可预报性[J]. 大气科学, 35 (5): 912–926. Liu J Y, Tan Z M, Gu S N. 2011. Flow-dependent mesoscale predictability of Meiyu heavy rainfall [J]. Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese), 35 (5): 912–926.

刘永柱, 沈学顺, 李晓莉. 2013. 基于总能量模的GRAPES全球模式奇异向量扰动研究 [J]. 气象学报, 71(3): 517–526. Liu Y Z, Shen X X, Li X L. 2013. Research on the singular vector perturbation of the GRAPES global model based on the total energy norm (in Chinese) [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 71 (3):

517–526.

Lorenz E N. 1963. Deterministic non-periodical flow [J]. *J. Atmos. Sci.* 20, 130–141.

Lorenz E N. 1965. A study of the predictability of a 28-variable atmospheric model [J]. *Tellus*, 17 (3): 321–333.

Lorenz E N. 1969. The predictability of a flow which possesses many scales of motion [J]. *Tellus*, 21A: 289–307.

Lorenz E N. 1975. Climate predictability: the physical basis of climate modelling [M]. Geneva: World Meteorological Organization, 132–136.

Lorenz E N. 1982. Atmospheric predictability experiments with a large numerical model [J]. *Tellus*, 34A: 505–513.

Lorenz E N. 1996. Predictability—A problem partly solved. Proc. Seminar on Predictability [M], Reading, United Kingdom, ECMWF, 1–18.

Melhauser C, Zhang F. 2012. Practical and intrinsic predictability of severe and convective weather at the mesoscales [J]. *J. Atmos. Sci.*, 69: 3350–3371. DOI:10.1175/JAS-D-11-0315.1.

Metais O, Lesieur M. 1986. Statistical predictability of decaying turbulence [J]. *J. Atmos. Sci.*, 43: 857–870.

Molteni F, Palmer T N. 1993. Predictability and finite-time instability of the northern winter circulation [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 119: 269–298.

Molteni F, Buizza R, Palmer T N, et al. 1996. The ECMWF ensemble prediction system: methodology and validation [J]. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 122: 73–119.

穆穆, 李建平, 丑纪范, 等. 2002. 气候系统可预报性理论研究[J]. 气候与环境研究, 7(2):227–235. Mu M, Li J, Chou J, 2002. Theoretical research on the predictability of climate system [J]. *Climatic and Environmental Research* (in Chinese), 7 (2): 227–235.

Mu M, Duan W S, Wang B. 2003. Conditional nonlinear optimal perturbation and its applications [J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 10: 493–501.

穆穆, 王洪利, 周非凡. 2007. 条件非线性最优扰动方法在适应性观测研究中的初步应用[J]. 大气科学, 31(6):1102–1112. Mu M, Wang H, Zhou F. 2007. A preliminary application of conditional nonlinear optimal perturbations to adaptive observation [J]. *Chin. J. Atmos. Sci.* (in Chinese), 31: 1102–1112.

Mu M, Wang H, Zhou F. 2007. A preliminary application of conditional nonlinear optimal perturbations to adaptive observation [J]. *Chin. J. Atmos. Sci.*, 31: 1102–1112.

穆穆, 段晚锁, 唐佑民. 2017. 大气-海洋运动的可预报性: 思考与展望[J]. 中国科学: 地球科学, 47: 1166–1178, doi: 10.1360/N072016-00420. Mu M, Duan W S, Tang Y M. 2017. The predictability of atmospheric and oceanic motions: Retrospect and prospects [J]. *Science China Earth Sciences* (in Chinese), doi: 10.1007/s11430-016-9101-x

Nese J M. 1989. Quantifying local predictability in phase space. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 35: 237–250. DOI: 10.1016/0167-2789(89)90105-X.

Palmer T N, Molteni F, Mureau R, et al. 1992. Ensemble prediction [M]. ECMWF Research Department Tech. Memo. 188, 45 pp.

Palmer T, Molteni F, Mureau R, et al. 1993. Ensemble prediction. In *ECMWF 1992 Seminar: Validation of Models over Europe*. ECMWF.

Palmer T N, Buizza R, Molteni F, et al. 1994. Singular vectors and the predictability of weather and climate. *Philos. Trans. Roy. Soc. London*, A34: 459–475.

Palmer T N. 1999. Predicting uncertainty in forecasts of weather and climate. ECMWF Tech. Memo. 294, 64 pp.

Palmer T N, Hagedorn R. 2006. Predictability of weather and climate. New York: Cambridge University Press.

Park S K. 1999. Nonlinearity and predictability of convective rainfall associated with water vapor perturbations in a numerically simulated storm [J]. *J. Geophys. Res.*, 104: 31575–31587.

Park S K, Droegeemeier K K. 2000. Sensitivity analysis of a 3D convective storm: Implications for variational data

assimilation and forecast error [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 128: 140–159.

Rotunno R, Snyder C. 2007. A generalization of Lorenz's model for the predictability of flows with many scales of motion [J]. *J. Atmos. Sci.*, 65 (3): 1063–1076.

Selz T, Craig G. 2015. Upscale error growth in a high resolution simulation of a summertime weather event over Europe [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 143: 813–827. DOI:10.1175/MWR-D-14-00140.1.

Smith T L, Benjamin S G, Brown J M, et al. 2008. Convection forecasts from the hourly updated, 3-km high resolution rapid refresh model. Preprints, *24th Conf. on Severe Local Storms*, Savannah, GA, Amer. Meteor. Soc., 11.1.

Stensrud D J, Bao J W, Warner T T. 2000. Using initial condition and model physics perturbations in short-range ensemble simulations of mesoscale convective systems [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 128 (128): 2077–2107.

Stensrud D J, Wicker L J. 2004. On the predictability of mesoscale convective systems. Preprints, *AMOS 11th National Conf.*, Brisbane, Australia, Australian Meteorological and Oceanographic Society.

Stensrud D J, Xue M, Wicker L J, et al. 2009. Convective-scale Warn-on-Forecast system: A vision for 2020 [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 90 (10): 1487–1499.

Sun Y Q, Zhang F. 2016. Intrinsic versus practical limits of atmospheric predictability and the significance of the Butterfly effect [J]. *J. Atmos. Sci.*, 73 (3): 1419–1437.

Tan Z M, Zhang F, Rotunno R, et al. 2004. Mesoscale predictability of moist baroclinic Waves: experiments with parameterized convection [J]. *J. Atmos. Sci.*, 61 (14): 1794–1804.

Thompson P D. 1957. Uncertainty of initial state as a factor in the predictability of large scale atmospheric flow patterns [J]. *Tellus*, 9 (3): 275–295.

Toth, Z., and E. Kalnay. 1993. Ensemble forecasting at NMC: The generation of perturbations [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 74: 2317–2330.

Trapp, R. J., D. J. Stensrud, M. C. Coniglio, et al. 2016. Mobile radiosonde deployments during the Mesoscale Predictability Experiment (MPEx): Rapid and adaptive sampling of upscale convective feedbacks [J]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 97: 329–336, doi:10.1175/BAMS-D-14-00258.1.

Trapp R J, Woznicki J M. 2017. Convectively induced stabilizations and subsequent recovery with supercell thunderstorms during the Mesoscale Predictability Experiment (MPEx) [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 145(5): 1739–1754.

Trevisan A, Legnani R. 1995. Transient error growth and local predictability: A study in the Lorenz system [J]. *Tellus*, 47A: 103–117.

Tribbia J J, Baumhefner D P. 2004. Scale interactions and atmospheric predictability: An updated perspective [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 132 (3): 703–713.

Walser A, Lüthi D, Schär C. 2004. Predictability of precipitation in a cloud-resolving model [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 132 (2): 560–577.

Wandishin M S, Stensrud D J, Mullen S L, et al. 2008. On the predictability of mesoscale convective systems: Two-dimensional simulations [J]. *Wea. Forecasting*, 23: 773–785.

Wandishin M S, Stensrud D J, Mullen S L, et al. 2010. On the predictability of mesoscale convective systems: Three-dimensional simulations [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 138: 863–885.

Wang H, Auligné T, Morrison H. 2012. Impact of microphysics scheme complexity on the propagation of initial perturbations [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 140 (7): 2287–2296.

Wang H, Mu M, Huang X Y. 2011. Application of conditional non-linear optimal perturbations to tropical cyclone adaptive observation using the Weather Research Forecasting (WRF) model [J]. *Tellus*, 63A: 939–957.

Wang X, Bishop C H. 2003. A comparison of breeding and ensemble transform Kalman filter ensemble forecast schemes [J]. *J. Atmos. Sci.*, 60: 1140–1158.

- Wang W, Seaman N L. 1997. A comparison study of convective parameterization schemes in a mesoscale model [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 125: 252–278.
- Weisman M L, Trapp R J, Romine G S, et al. 2015. The Mesoscale Predictability Experiment (MPLEX). *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 96 (12): 2127–2149. DOI:10.1175/BAMS-D-13-00281.1
- Weyn J A, Durran D R. 2017a. The dependence of the predictability of mesoscale convective systems on the horizontal scale and amplitude of initial errors in idealized simulations [J]. *J. Atmos. Sci.*, 74 (7): 2191–2210.
- Weyn J A, Durran D R. 2017b. Predictability in idealized and real-data simulations of deep convection. *17th Conference on Mesoscale Processes*, San Diego, CA, Amer. Meteor. Soc., 7.2.
- Wolf A, Swift J B, Swinney H L, et al. 1985. Determining Lyapunov exponents from a time series [J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 16: 285–317. DOI: 10.1016/0167-2789(85)90011-9.
- Wu D C, Meng Z Y, Yan D C. 2013. The predictability of a squall line in South China on 23 April 2007 [J]. *Adv. Atmos. Sci.*, 30 (2): 485–502. DOI: 10.1007/s00376-012-2076-x.
- Wu N G, Zhuang X R, Min J Z, et al. 2020. Practical and Intrinsic Predictability of a Warm-sector Torrential Rainfall Event in the South China Monsoon Region [J]. *J. Geophys. Res. Atmos.*, DOI: 10.1029/2019JD031313.
- Xue M, Brewster K, Droegemeier K, et al. 1996. The 1996 CAPS spring operational forecasting period: Realtime stormscale NWP, Part II: Operational summary and sample cases. Preprints, *11th Conf. on Numerical Weather Prediction*. Norfolk, VA, Amer. Meteor. Soc., 297–300.
- Xue M, Kong F, Thomas K W, et al. 2007. CAPS realtime storm-scale ensemble and high-resolution forecasts as part of the NOAA Hazardous Weather Testbed 2007 Spring Experiment. Preprints, *22nd Conf. on Weather Analysis and Forecasting and 18th Conf. on Numerical Weather Predictions*, Park City, UT, Amer. Meteor. Soc., 3B.1.
- Yoden S, Nomura M. 1993. Finite-time Lyapunov stability analysis and its application to atmospheric predictability [J]. *J. Atmos. Sci.*, 50: 1531–1543.
- Yu H, Wang H, Meng Z, et al. 2017. A WRF-based tool for forecast sensitivity to the initial perturbation: The conditional nonlinear optimal perturbations versus the first singular vector method and comparison to MM5 [J]. *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 34 (1): 187–206.
- Zhang F, Snyder C, Rotunno R. 2002. Mesoscale predictability of the "Surprise" snowstorm of 24-25 January 2000 [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 130 (6): 1617–1632.
- Zhang F, Snyder C, Rotunno R. 2003. Effects of moist convection on mesoscale predictability [J]. *J. Atmos. Sci.*, 60 (9): 1173–1185.
- Zhang F, Odins A M, Nielsengammon J W. 2006. Mesoscale predictability of an Extreme warm-season precipitation event [J]. *Wea. Forecasting*, 21 (2): 149–166.
- Zhang F, Bei N, Rotunno R, et al. 2007. Mesoscale predictability of moist baroclinic waves: Convection-permitting experiments and multistage error growth dynamics [J]. *J. Atmos. Sci.*, 64(10): 3579–3594.
- Zhang Y, Zhang F, Stensrud D J, et al. 2015. Practical predictability of the 20 May 2013 tornadic thunderstorm event in Oklahoma: Sensitivity to synoptic timing and topographical influence [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 143 (8): 2973–2997. DOI: 10.1175/MWR-D-14-00394.1.
- Zhang Y, Zhang F, Stensrud D J, et al. 2016. Intrinsic predictability of the 20 May 2013 tornadic thunderstorm event in Oklahoma at storm scales [J]. *Mon. Wea. Rev.*, 144 (4): 1273–1298. DOI: 10.1175/MWR-D-15-0105.1.